

Permutation Flow Shop Scheduling unter Einbezug von Lot Streaming bei auftragsspezifischen Lieferterminvektoren für Due Window- bezogene Zielfunktionen

Von der Fakultät für Ingenieurwissenschaften,

Abteilung Maschinenbau und Verfahrenstechnik der Universität Duisburg-Essen

zur Erlangung des akademischen Grades eines

Doktors der Wirtschaftswissenschaften (Dr. rer. pol.)

genehmigte Dissertation von

M.Sc. B.A. B.Hons Marc-André Weber

aus Fulda

Erstgutachter:

Univ.-Prof. Dr. Rainer Leisten

Zweitgutachter:

Univ.-Prof. Dr. Stefan Bock

Tag der mündlichen Prüfung:

20. Februar 2014

Vorwort

Mein besonderer Dank gilt meinem Doktorvater Herrn Univ.-Prof. Dr. Rainer Leisten. Während der Erstellung dieser Arbeit konnte ich stets auf seine konstruktive und zielführende Betreuung sowie auf seine Anregungen und Unterstützung bauen. Dieser Dank gilt auch dem gesamten Team des Lehrstuhls für Allgemeine Betriebswirtschaftslehre und Operations Management der Universität Duisburg-Essen. An die fachlichen Gespräche in den Doktorandenkolloquien in angenehmer Atmosphäre und den Austausch mit den anderen Doktoranden werde ich mich gerne zurückerinnern.

Herzlich möchte ich auch Herrn Univ.-Prof. Dr. Stefan Bock von der Universität Wuppertal für die Übernahme des Zweitgutachtens dieser Arbeit danken. Seine anregenden Hinweise habe ich gerne aufgegriffen.

Zudem gilt mein Dank Herrn Univ.-Prof. Dr. Hans Ziegler sowie Herrn Dr. Hans Achatz von der Universität Passau, die mir im Rahmen des Master-Studiums die thematischen Grundlagen dieser Arbeit und die Freude am Themengebiet vermittelt haben.

Nicht zuletzt danke ich meinen Eltern Dipl.-Ing. Rudolf Weber und Maria Weber für ihre Unterstützung während meiner Schul- und Studienzeit. Sie haben sich stets für meine praktische und wissenschaftliche Ausbildung engagiert und wertvolle Unterstützung geleistet. Ein großer Dank von Herzen gilt meiner Frau M.Sc. Katharina Weber für ihre aufmunternde und liebenswerte Art, die mir selbst in herausfordernden Zeiten des Studiums und der Promotion stets die Freude und Motivation an der Arbeit erhalten hat.

Ich möchte mit einem Zitat schließen und dem Leser eine angenehme Lektüre dieser Schrift wünschen.

*„Be up and doing, with a heart for any fate.
Still achieving, still pursuing, learn to labor and to wait”*
(Henry Wadsworth Longfellow, 1807 - 1882)

Marc-André Weber

Duisburg, im Mai 2014

Inhaltsverzeichnis

Abkürzungsverzeichnis	X
Abbildungsverzeichnis	XII
Tabellenverzeichnis	XV
Symbolverzeichnis	XVIII
Zusammenfassung	XXIII
Abstract	XXIV
1 Einführung	1
1.1 Problem- und Zielsetzung	1
1.2 Einordnung in die Literatur	5
1.3 Aufbau und Vorgehensweise	6
2 Theoretische Grundlagen aus Scheduling und Lot Streaming	8
2.1 Ausrichtung von Produktionssystemen	8
2.2 Spezifische Eigenschaften von Produktionssystemen	11
2.3 Ansätze zur Bestimmung von Fälligkeitsterminen für Aufträge	16
2.4 Prioritätsregeln zum Einplanen von Aufträgen	20
2.5 Verbesserungen von Schedules durch Lot Streaming	23
2.5.1 Definition von Lot Streaming	25
2.5.2 Eigenschaften und Begriffe der Auftragsteilung bei Lot Streaming	26
2.5.3 Dominanzbeziehungen verschiedener Lot Streaming-Restriktionen	30
2.6 Scheduling von Aufträgen unter Einbezug von Lot Streaming	31
2.6.1 Durchlaufzeitbezogene Zielfunktionen	33
2.6.2 Terminabweichungsbezogene Zielfunktionen	34
2.7 Optimierende und heuristische Lösungsansätze	37

2.8 Notations- und Klassifizierungsschemata für Schedulingmodelle	40
2.8.1 Klassifikation von Maschinenumgebungen	40
2.8.2 Klassifikation von Auftragseigenschaften	41
2.8.3 Klassifikation des Optimierungskriteriums	42
3 Literaturüberblick zu Lot Streaming-Forschungen	44
3.1 Entwicklung der Lot Streaming-Forschung	45
3.2 Spezifische Untersuchungen zu Lot Streaming für Due Date-Zielfunktionen	60
3.3 Offene Forschungsfragen als Grundlage dieser Arbeit	69
4 Entwicklung eines Lot Streaming-Verfahrens für auftragsbezogene Lieferterminvektoren	73
4.1 Rahmenbedingungen und Restriktionen	74
4.1.1 Definitionen von Eigenschaften der Modellbestandteile	74
4.1.1.1 Auftragsspezifische Eigenschaften	74
4.1.1.2 Sublot-bezogene Eigenschaften	74
4.1.1.3 Eigenschaften betreffend die Zuordnung der Sublots zu Positionen	75
4.1.1.4 Maschinenbezogene Eigenschaften	75
4.1.1.5 Eigenschaften der Liefertermine und der Lieferterminmengen	77
4.1.1.6 Weitere Eigenschaften	78
4.1.2 Abbildung der Eigenschaften in einem Formalmodell	78
4.1.2.1 Modell-Bestandteile	78
4.1.2.1.1 Modell-Parameter	79
4.1.2.1.2 Entscheidungsvariablen des Modells	81
4.1.2.1.3 Abhängige Variablen des Modells	81

4.1.2.2 Restriktionen des Modells.....	83
4.1.2.2.1 Schedulingbezogene Restriktionen	83
4.1.2.2.2 Terminbezogene Restriktionen.....	84
4.1.2.2.3 Mengenkontinuitäten	87
4.1.2.2.4 Kontrollrestriktionen	88
4.2 Zielsetzungen des Optimierungsverfahrens	90
4.2.1 Beschreibung der Zielsetzungen	91
4.2.2 Formale Zieldefinitionen	95
4.3 Handlungsmöglichkeiten zur Zielerreichung.....	96
4.3.1 Mögliche Vorgehensweisen zur Lösungsfindung	96
4.3.2 Lösungsfindung durch Dekomposition des Problems	100
4.3.2.2 Erstes Teilproblem: Reihenfolgebestimmung für Auftrags-Sublots durch Prioritätsregeln	100
4.3.2.2.1 FIFO-Regel	104
4.3.2.2.2 Regeln mit Einbezug der Prozessdauern	104
4.3.2.2.3 Regeln mit Einbezug der Due Windows	107
4.3.2.2.4 Regeln mit Einbezug der Prozesszeiten und der Due Windows ..	113
4.3.2.3 Zweites Teilproblem: Finden optimaler Sublot-Anzahlen und -größen sowie Scheduling der Positionen.....	123
4.3.2.4 Rekombination der Teilprobleme und Bewertung des Ergebnisses ...	124

5 Iterative Verbesserung des Zielfunktionswertes durch eine Heuristik	126
5.1 Allgemeine Vorgehensweise eines Genetischen Algorithmus	126
5.2 Entwicklung eines Genetischen Algorithmus zur Optimierung der Einlastungspositionen	129
5.2.1 GA-Schritt 1: Bilden einer Initialpopulation	130
5.2.2 GA-Schritt 2: Selektion von Chromosomen und Bilden einer neuen Generation	132
5.2.3 GA-Schritt 3: Der Mutationsprozess	136
5.2.3.1 Mutationsschritt 1: Sicherstellung der Zulässigkeit durch Mutation	138
5.2.3.2 Mutationsschritt 2: Vertauschungen zum Auffinden neuer Lösungen	139
5.2.4 GA-Schritt 4: Ermittlung der Fitnesswerte	141
5.2.5 GA-Schritt 5: Integration in die Population der neuen Generation	142
6 Numerische Untersuchung des entwickelten Verfahrens	145
6.1 Generierung von Testinstanzen	145
6.1.1 Inputparameter zur Bestimmung des Modellumfangs	146
6.1.2 Ermittlung von Prozesszeiten	147
6.1.3 Ermittlung von Due Windows	147
6.1.4 Anzahl Rechenbeispiele und Iterationsdurchläufe der Heuristik	150
6.1.5 Forschungsfragen.....	152
6.1.6 Softwaretechnische Umsetzung der Berechnungen	154
6.2 Darstellung der Ergebnisse	155
6.2.1 Darstellung eines Beispielergebnisses.....	155
6.2.2 Ergebnisse zur Minimierung der Terminabweichung	161
6.2.2.1 Ergebnisse gegliedert nach Anzahl der Aufträge	162

6.2.2.2 Ergebnisse gegliedert nach den Rüstfaktoren	164
6.2.2.3 Ergebnisse über alle Produktanzahlen und alle Rüstfaktoren	165
6.2.2.4 Auswertung der Lösungsgüte einzelner Prioritätsregeln	166
6.2.2.5 Auswertung der Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen	169
6.2.3 Ergebnisse zur Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge	170
6.2.3.1 Ergebnisse gegliedert nach Anzahl der Aufträge	170
6.2.3.2 Ergebnisse gegliedert nach den Rüstfaktoren	172
6.2.3.3 Ergebnisse über alle Produktanzahlen und alle Rüstfaktoren	173
6.2.3.4 Auswertung der Lösungsgüte einzelner Prioritätsregeln	174
6.2.3.5 Auswertung der Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen	177
6.3 Diskussion der Ergebnisse	178
6.3.1 Forschungsfrage 1: Zielwertverbesserung durch Lot Streaming	178
6.3.2 Forschungsfrage 2: Nutzung eines Sublots für mehrere Liefertermine	183
6.3.3 Forschungsfrage 3: Belieferung eines Liefertermins durch mehrere Sublots	185
6.3.4 Forschungsfrage 4: Einfluss von Rüstprozessen	187
6.3.5 Forschungsfrage 5: Einfluss der Anzahl Aufträge	187
6.3.6 Forschungsfrage 6: Verbesserung des Zielfunktionswertes durch einzelne Prioritätsregeln	188
6.3.7 Forschungsfrage 7: Vergleich der Prioritätsregeln zueinander	189
6.3.8 Forschungsfrage 8: Verbesserung des Zielfunktionswertes durch den Genetischen Algorithmus	192
6.3.9 Forschungsfrage 9: Beurteilung des Dekompositionsansatzes	197

6.3.10 Forschungsfrage 10: Beurteilung des Due Date-orientierten Scheduling	197
6.3.11 Forschungsfrage 11: Beurteilung des Modellierungsansatzes	198
6.4 Schlussbetrachtung der numerischen Auswertungen	199
7 Erweiterungen des Modells und praktische Anwendungsgebiete	201
7.1 Mögliche Erweiterungen des Modells	201
7.2 Mögliche Änderungen des Verfahrens zur Bestimmung der Zielfunktionswerte	203
7.3 Praktische Anwendungsgebiete	205
8 Fazit	208
Anhang	213
A.1 Näherungsverfahren zur Bestimmung der Zahl B	213
A.2 Screenshots zum technischen Vorgehen	215
A.2.1 Screenshots zu AIMMS	215
A.2.2 Screenshots zu Microsoft Excel	216
A.2.3 Screenshots zu Visual Basic for Applications	217
A.3 Datensätze der statistischen Auswertungen	218
A.3.1 Datensätze zur Minimierung der Terminabweichung	219
A.3.1.1 Auswertungen über alle Datensätze	219
A.3.1.2 Auswertungen je Auftragsanzahl	219
A.3.1.3 Auswertungen je Rüstfaktor	221

A.3.2 Datensätze zur Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge	222
A.3.2.1 Auswertungen über alle Datensätze	222
A.3.2.2 Auswertungen je Auftragsanzahl.....	223
A.3.2.3 Auswertungen je Rüstkfaktor	224
A.3.3 Datensätze zur Zielfunktionswertverbesserung durch den Genetischen Algorithmus	226
A.3.3.1 Auswertungen über alle Datensätze	226
A.3.3.2 Auswertungen je Auftragsanzahl.....	227
A.3.3.3 Auswertungen je Rüstkfaktor	228
Literaturverzeichnis	230
Lebenslauf	245

Abkürzungsverzeichnis

AJS	Assembly Job Shop
aS	Attached Setup
Buf	Buffer
CFA	Constant Flow Allowances
CS	Consistent Sublots
con	Continuous Sublots
CR	Critical Ratio
CRa	Critical Ratio per Auftrag
CRpDDu	Critical Ratio per Due Date ungewichtet
dis	Discrete Sublots
dS	Detached Setup
EDD	Earliest Due Date
EDDu	Earliest Due Date ungewichtet je Auftrag
EDDg	Earliest Due Date gewichtet je Auftrag
EDDpDDu	Earliest Due Date per Due Date ungewichtet je Auftrag
EDDpDDg	Earliest Due Date per Due Date gewichtet je Auftrag
ES	Equal Sublots
FCFS	First come first served
FIFO	First in first out
FS	Flow Shop
GA	Genetischer Algorithmus
II	Intermitted Idling
LOPT	Longest overall Processing Time
LPT	Longest Processing Time
LS	Lot Streaming
JS	Job Shop
ME	Mengeneinheit(en)
mF	Mean Flow Time
min	Minimierung
MinSL	Minimum Slack
MIP	Mixed Integer Program
MS	Mixed Shop
NAPI	Non adjacent Pairwise Interchange
NI	No Idling

NP	Nicht-Polynomial
noW	No Wait
PAR	Parallele Maschinen
PFS	Permutation Flow Shop
PPW	Processing plus Wait
prmt	Preemption
PSO	Particle Swarm Optimization
OS	Open Shop
OSL	Overall Slack Time
OSLu	Overall Slack Time ungewichtet je Auftrag
OSLg	Overall Slack Time gewichtet je Auftrag
OSLpDDu	Overall Slack Time per Due Date ungewichtet je Auftrag
OSLpDDg	Overall Slack Time per Due Date gewichtet je Auftrag
OWSL	Overall weighted Slack Time
RAN	Random Flow Allowance
SLK	Slack
SOPT	Shortest overall Processing Time
SPT	Shortest Processing Time
std	Standardabweichung
TWK	Total Work
US	Unit sized Sublots
VS	Variable Sublots
ZE	Zeiteinheit(en)

Abbildungsverzeichnis

Abbildung 1: Grundkonzept des Lot Streaming	2
Abbildung 2: Klassifikation von Rüstprozessen	14
Abbildung 3: Klassifikation ausgewählter Regeln zur Bestimmung von Due Dates	20
Abbildung 4: Optimale Losgröße nach Harris und Andler	24
Abbildung 5: Begriffsdefinitionen im Rahmen der Losaufteilung	26
Abbildung 6: Varianten der Einlastung eines Loses ohne und mit Lot Streaming	30
Abbildung 7: Dominanzbeziehungen von Sublot-Größen und Stillstandszeiten	31
Abbildung 8: Schema des zweistufigen Lösungsvorgehens	73
Abbildung 9: Beispiel einer Zuordnungsmatrix für die Variable ud_{jsk}	88
Abbildung 10: Kumulierte Produktions- und Nachfragemengen im Zeitverlauf	91
Abbildung 11: Beispieldarstellung für zeitliche Terminabweichung	92
Abbildung 12: Beispieldarstellung für nicht termingerecht fertiggestellte Menge	93
Abbildung 13: Linker vs. rechter Einlastungsplan	94
Abbildung 14: Stellhebel für eine optimale Lösungsfindung	97
Abbildung 15: Beispielzuordnung von Sublots in Einlastungspositionen	98
Abbildung 16: Beispieldarstellung einer Zuordnungsmatrix für Parameter I_{jsp}	101
Abbildung 17: Umrechnung von Auftragsdaten in Positionsdaten	102
Abbildung 18: Klassifizierung der zwölf Prioritätsregeln	103
Abbildung 19: Einlastungsmatrix nach FIFO-Regel	104
Abbildung 20: Einlastungsmatrix nach SOPT-Regel	106
Abbildung 21: Einlastungsmatrix nach LOPT-Regel	106

Abbildung 22: Einlastungsmatrix nach EDDu-Regel	108
Abbildung 23: Einlastungsmatrix nach EDDg-Regel	110
Abbildung 24: Einlastungsmatrix nach EDDpDDu-Regel	111
Abbildung 25: Einlastungsmatrix nach EDDpDDg-Regel	113
Abbildung 26: Einlastungsmatrix nach OSLu-Regel.....	115
Abbildung 27: Einlastungsmatrix nach OSLg-Regel.....	117
Abbildung 28: Einlastungsmatrix nach OSLpDDu-Regel	118
Abbildung 29: Einlastungsmatrix nach CRa-Regel.....	120
Abbildung 30: Einlastungsmatrix nach CRpDDu-Regel	122
Abbildung 31: Zuweisung der Auftrags-Sublots u_{js} an Liefertermine durch ud_{jsk}	124
Abbildung 32: Übertragung einer Einlastungsmatrix in ein Chromosom	131
Abbildung 33: Beispiel einer Initialpopulation	132
Abbildung 34: Auswahl von Elternchromosomen aus der Gesamtpopulation.....	134
Abbildung 35: Unzulässige Ausprägungen der neu erstellten Chromosomen	137
Abbildung 36: Sicherstellung zulässiger Chromosomen in der ersten Mutationsstufe	138
Abbildung 37: Vertauschungsprozesse in der zweiten Mutationsstufe	141
Abbildung 38: Beschreibung des Mutationsprozesses.....	141
Abbildung 39: Übertragung von mutierten Chromosomen in Einlastungsmatrizen	142
Abbildung 40: Ermittlung einer neuen Populationsgeneration.....	143
Abbildung 41: Struktur des hier entwickelten Verfahrens.....	144
Abbildung 42: Dynamisierung von Due Windows nach Auftrag und Liefertermin	149
Abbildung 43: Klassifikation von Recheninstanzen in den Untersuchungen.....	151

Abbildung 44: GANTT-Diagramm der Beispielinstantz	159
Abbildung 45: Ergebnisse der Zielfunktionswerte über alle Prioritätsregeln ohne GA mit und ohne Lot Streaming für die Minimierung der Terminabweichung.	179
Abbildung 46: Ergebnisse der Zielfunktionswerte über alle Prioritätsregeln ohne GA mit und ohne Lot Streaming für die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge	180
Abbildung 47: Relative Verbesserung der Zielfunktionswerte über alle Prioritätsregeln ohne GA durch Lot Streaming.....	181
Abbildung 48: Boxplot der Ergebnisse mit und ohne Lot Streaming über alle Prioritätsregeln ohne GA bei Minimierung der Terminabweichung	182
Abbildung 49: Boxplot der Ergebnisse mit und ohne Lot Streaming über alle Prioritätsregeln ohne GA bei Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge	183
Abbildung 50: Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen	184
Abbildung 51: Boxplot für Kennzahl JS	185
Abbildung 52: Boxplots für Kennzahl JK	186
Abbildung 53: Relative Ergebnisse des Zielfunktionswerts mit und ohne Lot Streaming je Prioritätsregel	188
Abbildung 54: Verbesserung des Zielfunktionswertes durch den Genetischen Algorithmus	194
Abbildung 55: Boxplot der Ergebnisse des GA und der besten Prioritätsregeln bei Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge.....	195
Abbildung 56: Boxplot der Ergebnisse des GA und der besten Prioritätsregeln bei Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge.....	196
Abbildung 57: Erweitertes Schema des zweistufigen Lösungsvorgehens	204
Abbildung 58: Screenshot der AIMMS Oberfläche.....	216
Abbildung 59: Screenshot der Microsoft Excel Oberfläche	217
Abbildung 60: Screenshot der Visual Basic Oberfläche.....	218

Tabellenverzeichnis

Tabelle 1: Klassifikation des Produktionssystems über α	40
Tabelle 2: Klassifikation der Jobeigenschaften über β	41
Tabelle 3: Klassifikation der Zielfunktionen über γ	42
Tabelle 4: Literaturübersicht.....	68
Tabelle 5: Zahlenbeispiel für SOPT-Regel.....	105
Tabelle 6: Zahlenbeispiel für EDDu-Regel	108
Tabelle 7: Zahlenbeispiel für EDDg-Regel	109
Tabelle 8: Zahlenbeispiel für EDDpDDu-Regel	111
Tabelle 9: Zahlenbeispiel für EDDpDDg-Regel	112
Tabelle 10: Zahlenbeispiel für OSLu-Regel.....	114
Tabelle 11: Zahlenbeispiel für OSLg-Regel.....	116
Tabelle 12: Zahlenbeispiel für OSLpDDu-Regel	118
Tabelle 13: Zahlenbeispiel für CRa-Regel.....	120
Tabelle 14: Zahlenbeispiel für CRpDDu-Regel	121
Tabelle 15: Parameter für Beispielinstantz.....	155
Tabelle 16: Einlastungsmatrix für Beispielinstantz nach OSLpDDu-Regel	156
Tabelle 17: Sublots und deren Lieferterminzuordnungen in der Beispielinstantz.....	157
Tabelle 18: Terminabweichungsbestandteile der Beispielinstantz	158
Tabelle 19: Zeitwerte der Beispielinstantz.....	158
Tabelle 20: Gesamtergebnis der Beispielinstantz für die Prioritätsregeln	160
Tabelle 21: Bestimmung der Verhältniszahlen JS und JK.....	162

Tabelle 22: Ergebnisse je Auftragsanzahl über alle Rüstfaktoren (min PN).....	163
Tabelle 23: Ergebnisse je Rüstfaktor über alle Auftragsanzahlen (min PN).....	164
Tabelle 24: Ergebnisse über alle Rüstfaktoren und alle Auftragsanzahlen (min PN).	166
Tabelle 25: Anzahl der besten Prioritätsregeln mit Lot Streaming (min PN)	167
Tabelle 26: Anzahl der besten Prioritätsregeln ohne Lot Streaming (min PN).....	168
Tabelle 27: Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen (min PN)	169
Tabelle 28: Ergebnisse je Auftragsanzahl über alle Rüstfaktoren (min X)	171
Tabelle 29: Ergebnisse je Rüstfaktor über alle Auftragsanzahlen (min X)	172
Tabelle 30: Ergebnisse über alle Rüstfaktoren und alle Auftragsanzahlen (min X) ...	174
Tabelle 31: Anzahl der besten Prioritätsregeln mit Lot Streaming (min X).....	175
Tabelle 32: Anzahl der besten Prioritätsregeln ohne Lot Streaming (min X).....	176
Tabelle 33: Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen (min X)	177
Tabelle 34: Vergleich der Prioritätsregeln bei der Minimierung der Terminabweichung	191
Tabelle 35: Vergleich der Prioritätsregeln bei der Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge	192
Tabelle 36: Zusammenfassung der Forschungsfragen und -ergebnisse	211
Tabelle 37: Auswertung min PN, alle Datensätze	219
Tabelle 38: Auswertung min PN, J=1	219
Tabelle 39: Auswertung min PN, J=2	220
Tabelle 40: Auswertung min PN, J=3	220
Tabelle 41: Auswertung min PN, $\Lambda=0,3$	221
Tabelle 42: Auswertung min PN, $\Lambda=1,0$	221
Tabelle 43: Auswertung min PN, $\Lambda=3,0$	222

Tabelle 44: Auswertung min X, alle Datensätze.....	222
Tabelle 45: Auswertung min X, J=1.....	223
Tabelle 46: Auswertung min X, J=2.....	223
Tabelle 47: Auswertung min X, J=3.....	224
Tabelle 48: Auswertung min X, $\Lambda=0,3$	224
Tabelle 49: Auswertung min X, $\Lambda=1,0$	225
Tabelle 50: Auswertung min X, $\Lambda=3,0$	225
Tabelle 51: Auswertung GA, alle Datensätze.....	226
Tabelle 52: Auswertung GA, J=1.....	227
Tabelle 53: Auswertung GA, J=2.....	227
Tabelle 54: Auswertung GA, J=3.....	228
Tabelle 55: Auswertung GA, $\Lambda=0,3$	228
Tabelle 56: Auswertung GA, $\Lambda=1,0$	229
Tabelle 57: Auswertung GA, $\Lambda=3,0$	229

Symbolverzeichnis

Indizes

j	Index eines Auftrags
s	Index eines Sublots
k	Index eines Lieferzeitpunkts
m	Index einer Maschine
p	Index einer Einlastungsposition
J	Maximale Anzahl Aufträge
S	Maximale Anzahl Sublots
K	Maximale Anzahl Liefertermine
P	Maximale Anzahl Positionen

Parameter

B	Ausreichend große Zahl
i_j	Anzahl zu fertigender identischer Einheiten des Auftrags j
ds_j	Anzahl Liefertermine des Auftrags j
v_{jk}	Geforderte Liefermenge des Auftrags j zum Liefertermin k
a_{jk}	Frühester Lieferzeitpunkt von Auftrag j am Liefertermin k
z_{jk}	Spätester Lieferzeitpunkt von Auftrag j am Liefertermin k
pc_{jm}	Prozessdauer einer Einheit von Auftrag j auf Maschine m
r_{jm}	Rüstdauer für ein Sublot des Auftrags j auf Maschine m
g_j	Freigabezeitpunkt für Auftrag j auf der ersten Maschine
sm_j	Maximal zulässige Anzahl Sublots für Auftrag j
l_{jsp}	Binärer Entscheidungsparameter zur Einlastung von Sublot s des Auftrags j in die Position p
ep	Gewichtungsfaktor für Strafkosten aus Verfrühung
tp	Gewichtungsfaktor für Strafkosten aus Verspätung
ep_j	Gewichtungsfaktor für Strafkosten aus Verfrühung für Auftrag j
tp_j	Gewichtungsfaktor für Strafkosten aus Verspätung für Auftrag j

Sublot-bezogene Variablen

u_{js}	Anzahl zu fertigender identischer Einheiten des Auftrags j in Sublot s
ud_{jsk}	Anzahl Einheiten des Sublot s von Auftrag j , welche zum Liefertermin k des Auftrags ausgeliefert werden
y_{js}	Binäre Entscheidungsvariable, ob Sublot s des Auftrags j Einheiten enthält
yd_{jsk}	Binäre Entscheidungsvariable, ob Einheiten des Sublot s von Auftrag j dem Liefertermin k des Auftrags zugeordnet werden
JS	Verhältniszahl, welche die relative Anzahl Sublots angibt, die mehrere Liefertermine bedienen
JK	Verhältniszahl, welche die relative Anzahl Liefertermine angibt, die durch mehrere Sublots bedient werden

Schedulingbezogene Variablen

b_{pm}	Startzeitpunkt des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags auf der Maschine m
f_{pm}	Endzeitpunkt der Bearbeitung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags auf der Maschine m
h_{pm}	Stillstandszeit der Maschine m zwischen den in Position p und Position $p + 1$ eingelasteten Sublots entsprechender Aufträge
w_{pm}	Wartezeit des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags zwischen der Maschine m und der Maschine $m + 1$
at_{pk}	Frühester geforderter Lieferzeitpunkt des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags zum Liefertermin k
zt_{pk}	Spätester geforderter Lieferzeitpunkt des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags zum Liefertermin k

Terminabweichungsbezogene Variablen

e_{pk}	Verfrühung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags bezogen auf den Liefertermin k
t_{pk}	Verspätung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags bezogen auf den Liefertermin k

x_{pk}	Nicht termingerecht fertiggestellte Menge der Position p bezogen auf den Liefertermin k
c_{pk}	Binäre Variable, die angibt, ob der in Position p eingelastete Anteil des Sublots eines Auftrags, welcher dem Liefertermin k zugeordnet ist, verfrüht ist
q_{pk}	Binäre Variable, die angibt, ob der in Position p eingelastete Anteil des Sublots eines Auftrags, welcher dem Liefertermin k zugeordnet ist, verspätet ist
e_j	Verfrühung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags bezogen auf alle Liefertermine
t_j	Verspätung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags bezogen auf alle Liefertermine
c_j	Binäre Variable, die angibt ob das in Position p eingelastete Sublot eines Auftrags verfrüht ist
q_j	Binäre Variable, die angibt ob das in Position p eingelastete Sublot eines Auftrags verspätet ist

Variablen bezogen auf das Optimierungsergebnis

C	Anzahl verfrühter Positionen
Q	Anzahl verspäteter Positionen
O_j	Anzahl erzeugter Sublots aus Auftrag j
PN	Insgesamt angefallene Terminabweichung
X	Insgesamt nicht termingerecht fertiggestellte Menge
ZF	Zielfunktionswert

Parameter und Variablen der Prioritätsregeln

vw_j	Vergleichswert einer Prioritätsregel für Auftrag j
vw_{jk}	Vergleichswert einer Prioritätsregel für Liefertermin k eines Auftrags j
d_j	Geforderter Fertigstellungstermin für Auftrag j
u_j	Binäre Entscheidungsvariable, die angibt, ob Auftrag j eine Terminabweichung aufweist
con	Konstanter Faktor
ran	Zufallszahl

ran_j	Zufallszahl betreffend Auftrag j
E_j	Insgesamt angefallene Verfrühung für Auftrag j
T_j	Insgesamt angefallene Verspätung für Auftrag j
\bar{E}	Durchschnittliche Verfrühung über alle Aufträge
\bar{T}	Durchschnittliche Verspätung über alle Aufträge
qt_j	Binäre Entscheidungsvariable, die angibt, ob Auftrag j verspätet ist
μ	Multiplikativer Faktor
τ	Additiver Faktor

Parameter und Variablen des Genetischen Algorithmus

n	Index einer Auswahlposition
N	Maximale Anzahl Auswahlpositionen
PA_n	Elternteil aus Auswahlposition n
val_p	Ausprägung eines Chromosoms an Position p
CR	Crossover-Punkt
LR	Binäre Entscheidungsvariable, die angibt, ob ein fehlerhaftes Chromosom von links oder rechts mutiert wird
CP_p	Zu vertauschende Position p

Parameter und Variablen zur Bestimmung von Due Windows

Λ	Rüstkfaktor
PD	Geschätzte Bearbeitungsdauer über alle Aufträge
Ψ	Relatives Due Date Range
Ω	Durchschnittlicher Verspätungsfaktor
π	Faktor zur Bestimmung der unteren Grenze des frühesten Liefertermins
ρ	Faktor zur Bestimmung der oberen Grenze des frühesten Liefertermins
ς	Faktor zur Bestimmung der unteren Grenze des spätesten Liefertermins
σ	Faktor zur Bestimmung der oberen Grenze des spätesten Liefertermins
Π	Verschiebungsfaktor für Due Windows zwischen Lieferterminen eines Auftrags
Φ	Verschiebungsfaktor für Due Windows zwischen einzelnen Aufträgen

Weitere Symbole für allgemeine Darstellungen und Klassifikationen

R	Raum reeller Zahlen
Z	Raum ganzer Zahlen
C_j	Fertigstellungszeitpunkt von Auftrag j
C_{max}	Spätester Fertigstellungszeitpunkt über alle Aufträge j
α	Erste Klassifikationskategorie von Untersuchungsinstanzen, bezogen auf die Maschinenumgebung
β	Zweite Klassifikationskategorie von Untersuchungsinstanzen, bezogen auf die Auftragseigenschaften
γ	Dritte Klassifikationskategorie von Untersuchungsinstanzen, bezogen auf die Zielsetzung

Zusammenfassung

In dieser Arbeit wird eine Untersuchung vorgestellt zur Aufteilung von Auftragslosen mit mehreren identischen Einheiten in mehrere sog. Sublots, angewandt auf mehrere Liefertermine pro Auftrag. Hierfür werden zwei Zielsetzungen verfolgt, die Minimierung von Terminabweichungen sowie die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge. Diese Problemstellung wurde bislang in der Literatur nicht untersucht, hat aber praktische Relevanz in allen Fragestellungen, bei denen mehrere identische Einheiten zu fertigen und an verschiedenen Zeitpunkten auszuliefern sind.

Die bisherige Forschung hat in den vergangenen knapp fünfzig Jahren die Aufteilung von Auftragslosen intensiv für die Problemstellung einer Minimierung der Gesamtdurchlaufzeit untersucht und hierzu eine Reihe optimierender wie heuristischer Verfahren vorgestellt. Es wurden in dieser Zeit jedoch nur wenige Untersuchungen unter Einbezug von Lieferterminzielsetzungen publiziert, welche zudem alle auf nur einen Liefertermin pro Auftrag ausgelegt waren. Es ist somit die Frage bislang offen geblieben, inwiefern eine Aufteilung von Aufträgen geeignet ist, mehrere Liefertermine pro Auftrag mit geringeren Terminabweichungen zu bedienen. In der vorliegenden Arbeit werden erstmalig auftragsspezifische Lieferterminvektoren und damit verbunden die Zuordnung von Sublots zu diesen Lieferterminen untersucht, angewandt auf Reihenfertigungsprozesse unter Einbezug von Maschinenrüstzeiten. Hierzu wird ein gemischt-ganzzahliges Modell zur Bestimmung der Sublot-Anzahlen sowie ihrer -Größen vorgestellt. Dieses setzt im Rahmen eines zweistufigen Lösungsverfahrens auf einer zuvor bestimmten Zuordnungsmatrix von Auftrags-Sublots in sog. Einlastungspositionen auf den Maschinen auf. Die Bestimmung der Positionen erfolgt zunächst mit Hilfe von Prioritätsregeln und wird durch ein heuristisches Verfahren in Form eines Genetischen Algorithmus anschließend verbessert.

Das vorgestellte Verfahren wurde in einer numerischen Untersuchung validiert. In dieser konnte aufgezeigt werden, dass mit steigendem Rüstaufwand mehrere Liefertermine durch ein Sublot bedient werden, während die Zuordnung mehrerer Sublots zu einem Liefertermin abnahm. In allen Testinstanzen führte das Verfahren zu besseren Zielfunktionswerten im Vergleich zu einer Produktion ohne Aufteilung in Teillöse. Mit der vorliegenden Arbeit wird die bisherige Forschung zu Lot Streaming um eine neue Richtung erweitert und ein neues Lösungsverfahren vorgestellt.

Abstract

The present thesis introduces a study concerning the splitting of jobs consisting of several identical items into sublots under the assumption of several due windows per job. The two objectives regarded are minimizing the time deviation from due windows and minimizing the number of parts not finished on time. This research question has not been addressed before, but is highly important for any practical situation in which several identical items have to be produced and delivered to customers in various time slots.

Previous research within the past fifty years has focused intensively on splitting jobs into sublots to minimize the makespan. Therefore, optimizing and heuristic solution procedures were provided. During this time research involving due dates has received only little attention, which all focused on a single due date per job. Therefore the question remains open if splitting a job into sublots is appropriate to serve several due dates per job to reduce deviations from due dates. This thesis introduces for the first time several due windows per job und investigates the allocation of sublots to due windows, under the assumption of flow shop environments including setups. To achieve this, a mixed integer programming formulation is presented to simultaneously determine subplot number and sizes per job. This approach is based on a two-stage solution method which provides an allocation of job sublots into so-called dispatching positions on the machines in the first stage. The dispatchment of positions is firstly done by using priority rules and afterwards improved by a heuristic procedure based on a Genetic Algorithm.

To prove the effectiveness of the proposed method, numerical examples were calculated. These experiments are presented to show that higher setup durations lead to more due windows being served by a single subplot, whereas the number of sublots serving only a single due window diminishes. All of the test instances prove the solution procedure presented in this thesis to be effective to reduce the objective function value compared to a production without using the splitting possibility.

The present thesis extends the previously published work on lot streaming to a new research direction which has not been explored before.

1 Einführung

Eine Aufgabe der Betriebswirtschaftslehre umfasst die Planung der Produktion von der strategischen Ausrichtung bis zur operativen Umsetzung. Diese Arbeit bezieht sich auf die Einplanung von Aufträgen in Fertigungsprozessen und ist somit in die operative Produktionsplanung und -steuerung einzuordnen. Dabei werden Zielsetzungen wie die Erzielung termingerechter Lieferungen, minimaler Umlaufbestände, kurzer Durchlaufzeiten vom Bestelleingang bis zur Auslieferung an den Kunden und maximaler Ressourcennutzung verfolgt.¹ In dieser Arbeit wird das zuerst genannte Ziel einer Optimierung der Termineinhaltung betrachtet.

Bei kundenspezifischen Aufträgen ist die Einhaltung der durch den Auftraggeber gestellten Liefertermine nicht nur entscheidend für die Kundenzufriedenheit, sondern auch für die Planung aller vorausgehenden Prozesse. Bei einer Produktion auf Lager hingegen gilt es den Lagerbestand so zu bestimmen, dass einerseits Kundenwünsche weitgehend unmittelbar befriedigt werden können und andererseits die Lagerbestände nicht zu hoch werden, sodass auch hier die Optimierung von intern gesetzten Lieferterminen für die Wiederproduktion von Lagerware relevant ist.²

In diesem Kapitel werden dem Leser die Inhalte dieser Arbeit vorgestellt. Insbesondere erfolgen dabei eine Beschreibung der hier untersuchten Problem- und Zielsetzungen sowie eine Einordnung in die bereits publizierte Literatur. Der Aufbau dieser Arbeit mit ihren grundlegenden Forschungsfragen wird ebenfalls dargelegt.

1.1 Problem- und Zielsetzung

Die grundlegende Idee und somit Aufgabenstellung dieser Arbeit ist es herauszufinden, ob es Vorteile bringt, Lot Streaming bei mehreren Lieferterminen pro Auftrag, auch als Lieferterminkomponenten bezeichnet, anzuwenden. Unter Lot Streaming versteht man die Aufteilung von Aufträgen mit mehreren identischen Einheiten in kleinere Teilaufträge, sog. Sublots, zur stufenüberlappenden Fertigung in Werkstatt- und Reihenfertigungsprozessen.³ Untersucht wird die Fragestellung, in wie weit es sinnvoll ist, das Lot Streaming-Konzept zur Aufteilung von Aufträgen in Teilaufträge zur stufenüberlappenden Fertigung bei mehreren Lieferterminen pro Auftrag anzuwenden,

¹ Vgl. Hopp / Spearman (2008), S. 516.

² Vgl. Hopp / Spearman (2008), S. 516 f.

³ Vgl. Reiter (1966).

um die geforderten Einheiten möglichst zielgerecht fertigzustellen. Hierfür werden zwei konkrete Zielsetzungen verfolgt, einerseits die Minimierung der zeitlichen Terminabweichung, andererseits die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge. Der abgebildete Fertigungsprozess beruht dabei auf dem Reihenfertigungsprinzip mit einer einheitlichen Auftragsreihenfolge für alle Maschinen, einem sog. Permutation Flow Shop. Das Lot Streaming-Konzept kann grafisch wie in Abbildung 1 gezeigt veranschaulicht werden, wobei ein Auftrag auf zwei Maschinen betrachtet wird. Dieser wird beispielsweise in zwei gleichgroße Teile gesplittet und stufenüberlappend gefertigt, wodurch der Fertigstellungszeitpunkt von 400 auf 300 Zeiteinheiten verkürzt werden kann.

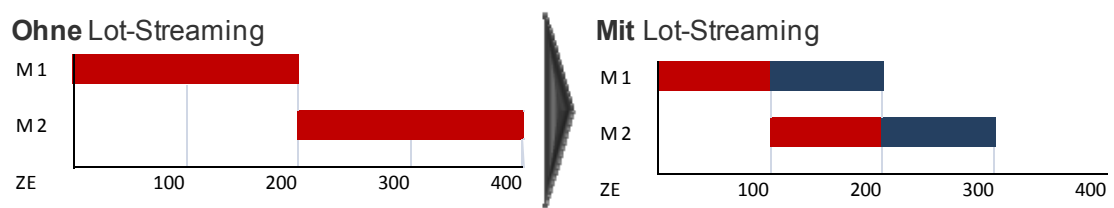


Abbildung 1: Grundkonzept des Lot Streaming

Motiviert ist diese Arbeit vor allem durch die praxisnahe Übertragbarkeit dieser Problemstellung, wenn ein Betrieb gleichartige Teile produziert und an unterschiedlichen Terminen an gleiche oder verschiedene Kunden auszuliefern hat. Ein solcher Fertiger wird sich zwangsläufig mit der Frage konfrontiert sehen, in welchen Losanzahlen und Losgrößen er alle Einheiten, welche in einer gegebenen Periode von einem Produkt gefordert sind, herzustellen hat, um die Zieltermine seiner Kunden bestmöglich einhalten zu können. Die Einhaltung dieser Fälligkeitstermine beeinflusst nicht nur subjektive Faktoren wie die öffentliche Wahrnehmung und das Image. Viele Unternehmen sind gewillt, Lagerhaltungs- und Kapitalbindungskosten in Kauf zu nehmen, um die Wunschtermine der Kunden einzuhalten.⁴ Vor allem in Just in Time-Produktionen ist die Minimierung der Verfrühung sowie der Verspätung, respektive die zeitliche Abweichung zwischen Fertigstellungs- und gefordertem Liefertermin, eine kritische Aufgabe.⁵ Somit liegen Zielkonflikte zwischen Lagerhaltungskosten, Aufwendungen für die Durchführung von Rüstvorgängen und den Strafkosten für die Nichteinhaltung von Lieferterminen vor, denen sich der Fertiger

⁴ Vgl. Gordon / Strusevich / Dolgui (2011), S. 1.

⁵ Vgl. Chaudhry / Drake (2008), S. 356.

gegenüber gestellt sieht. Die vorliegende Untersuchung liefert einen Ansatz für die bestmögliche Lösung dieses Zielkonfliktes, wobei der Fokus nicht auf den Kosten, sondern auf Zeit- bzw. Mengenabweichungen liegt.

Dabei wird in dieser Arbeit vor allem untersucht, in wie weit das Lot Streaming-Konzept geeignet ist, die zeitliche Terminabweichung sowie die nicht termingerecht fertiggestellten Menge zu minimieren. Es werden folglich eine zeit- sowie eine mengenbezogene Zielkomponente betrachtet. Diese beiden separaten Zielsetzungen werden als ausgewählte Zielfunktionen aufgezeigt und können um eine Vielzahl anderer Performancemessgrößen, basierend auf der gleichen Problemstellung, ergänzt werden. In diesem Zusammenhang wird vor allem der Forschungsfrage nachgegangen, unter welchen Umständen ein Sublot mehrere Liefertermine bedient bzw. ein Liefertermin durch mehrere Sublots beliefert wird. Daran schließt sich der Gedanke an, dass die Aufteilung eines großen Loses in kleinere Teillöse vor allem dadurch beeinflusst wird, in wie fern zusätzliche Aufwendungen anfallen. Konkret wird dabei Bezug auf den Rüstaufwand der Maschinen genommen, wobei unterstellt wird, dass eine konstante Rüstzeit pro Teillos anfällt, unabhängig von der Größe dieses Teilloses. Die Einflüsse der Rüstzeiten werden folglich in die Betrachtungen mit einbezogen. Außerdem wird untersucht, welchen Einfluss die Anzahl zu fertigender Aufträge hat, vor allem wenn diese um freie Kapazitäten auf den Maschinen und sich überschneidende Lieferterminfenster konkurrieren.

Die Beantwortung dieser Fragen erfolgt im Rahmen eines Dekompositionsansatzes mit zwei Stufen.⁶ Hierfür wird auf der ersten Stufe ein in der Lot Streaming-Forschung bislang selten anzutreffender Ansatz der Zuordnung von Auftrags-Sublots in sog. Einlastungspositionen verwendet.⁷ Diese erfolgt zunächst mit einer Reihe von Prioritätsregeln, welche auf die in dieser Arbeit aufgezeigte Problemstellung explizit ausgerichtet werden. In der zweiten Stufe erfolgt mit Hilfe eines analytischen mathematischen Verfahrens die Bestimmung der Anzahl Sublots pro Auftrag sowie ihrer jeweiligen Größen, welche konstant auf allen Fertigungsstufen bleiben. Dabei wird ein ebenfalls in der Literatur nur sehr selten anzutreffender Ansatz gewählt, bei dem

⁶ Unter einem Dekompositionsansatz wird nachfolgend eine Methode verstanden, welche ein Problem zunächst in mehrere Teilprobleme zerlegt und separat löst, bevor diese Bestandteile anschließend wieder zusammenführt werden. Über die Lösung der Teilprobleme soll das Gesamtmodell gelöst werden (vgl. Zimmermann (2008), S. 275).

⁷ Unter Einbezug von Lot Streaming untersuchen bislang nur Feldmann / Biskup (2005) und Tseng / Liao (2008) die Verwendung von Einlastungspositionen, wobei die genannten Autoren vollständige Aufträge in Positionen zuordnen, nicht jedoch deren Sublots.

Sublots auch „theoretisch“ durch den Fertigungsprozess hindurchgeführt werden und eine Größe von 0 Einheiten aufweisen können.⁸ Weil folglich die im Rahmen des mathematischen Modells auf der zweiten Stufe ermittelte Lösung stark von der Zuordnung der Einlastungspositionen in der ersten Stufe abhängig ist, wird das Verfahren in einen meta-heuristischen Optimierungsprozess in Form eines Genetischen Algorithmus integriert und die beiden Stufen werden mehrfach durchlaufen, um einen bestmöglichen Wert für die genannten Zielsetzungen zu erreichen.

Die genannten Forschungsfragen werden in einer Reihe numerischer Untersuchungen im Anschluss behandelt, wobei verschiedene Probleminstanzen mit verschiedenen Produktanzahlen und Rüst dauern berücksichtigt werden, um die genannten Fragestellungen in verschiedene Richtungen evaluieren zu können. Insbesondere die Auswirkungen auf die Zuordnung von Sublots zu Lieferterminen werden in diesem Zusammenhang analysiert. In allen Untersuchungen wird den Fragen nach der Qualität einzelner Prioritätsregeln hinsichtlich des Zielfunktionswerts und dem zusätzlichen Verbesserungspotenzial durch die vorgestellte Meta-Heuristik nachgegangen.

Die grundlegenden Forschungsfragen dieser Arbeit lassen sich wie folgt zusammenfassen:

1. Ist der Einsatz von Lot Streaming geeignet, um den Zielfunktionswert zu verbessern, wenn mehrere Liefertermine pro Auftrag betrachtet werden?
2. Wenn ein Sublot mehrere Liefertermine bedienen kann und ein Liefertermin durch mehrere Sublots bedient werden kann, wie erfolgt sinnvollerweise die Zuordnung?
3. In wie weit wird die Bildung von Sublots durch Rüstprozesse und die Anzahl von Aufträgen im System beeinflusst?
4. Ist die Verwendung von Einlastungspositionen für Sublots ein geeignetes Verfahren und wie lässt sich eine solche Einlastung idealerweise durchführen?

Diese Fragestellungen werden in den entsprechenden Abschnitten dieser Arbeit, vor allem in Abschnitt 3.3 sowie Abschnitt 6.1.5, weiter konkretisiert und anschließend durch eine numerische Untersuchung beantwortet.

⁸ Dieser Ansatz wurde etwa von Dauzère-Pérès / Lasserre (1997) betrachtet.

Weil sich das hier vorgestellte Modell sehr vielseitig erweitern und ergänzen oder durch schärfere Ausprägungen der Restriktionen an andere Aufgabenstellungen anpassen lässt, werden explizit verschiedene Möglichkeiten zur weiteren Forschung aufgezeigt. Zudem erfolgt eine Einordnung der hier getroffenen Modellannahmen in den praktischen Kontext in Abschnitt 7.3. Die in dieser Arbeit herausgearbeiteten Ergebnisse werden abschließend in Form eines Fazits zusammengefasst, welches mit seinen Antworten den Kreis zu den hier formulierten Forschungsfragen schließt.

1.2 Einordnung in die Literatur

Das Prinzip des Lot Streaming wurde seit seiner Einführung durch Reiter im Jahr 1966⁹ in vielerlei Hinsicht erforscht. Vor allem wurden viele Untersuchungen zur Minimierung von durchlaufzeitbezogenen Zielfunktionen publiziert,¹⁰ jedoch nur etwa ein Dutzend Publikationen mit Einbezug von Zielfunktionen zur Minimierung von Terminabweichungen. Konkret wurde der Einfluss von Lot Streaming auf Terminabweichungen in der ersten Hälfte der 1990er Jahre von mehreren Autoren im Rahmen von Simulationsstudien zur Minimierung von Verfrühungen und Verspätungen untersucht,¹¹ bevor ab 2002 eine Reihe von Untersuchungen mit exakten, analytischen bzw. annähernd optimalen, heuristischen Methoden folgte.¹²

In allen Untersuchungen konnte – unabhängig von der Zielfunktion – nachgewiesen werden, dass die Aufteilung von Aufträgen in kleinere Teillote und die stufenüberlappende Fertigung dieser Sublots auf verschiedenen Maschinenstufen positive Auswirkungen auf den Zielfunktionswert haben kann und somit ein sinnvolles Konzept zur verbesserten Fertigung von Aufträgen darstellt. Die Option Sublots zu verwenden stellt folglich eine mögliche Erweiterung des Alternativenraums bei der Lösungsbestimmung dar. Mit dieser Arbeit wird den wenigen Untersuchungen mit Bezug zur Minimierung von Verfrühungen und Verspätungen ein neuer Ansatz hinzugefügt.

⁹ Vgl. Reiter (1966).

¹⁰ Vgl. bspw. Trietsch / Baker (1993), Potts / Baker (1989) oder Baker / Pyke (1990).

¹¹ Vgl. Sassani (1990), Hancock (1991), Wagner / Ragatz (1994) sowie Kannan / Lyman (1994).

¹² Vgl. Yoon / Ventura (2002a), Yoon / Ventura (2002b), Chan / Wong / Chan (2004), Chan / Wong / Chan (2005), Chan / Wong / Chan (2008a), Chan / Wong / Chan (2008b) sowie Tseng / Liao (2008).

1.3 Aufbau und Vorgehensweise

Nach dieser Einleitung folgt in Kapitel 2 ein theoretischer Grundlagenteil, welcher insbesondere dazu beiträgt, ein Verständnis für die in dieser Arbeit verwendeten Begrifflichkeiten und grundlegenden Problembestandteile im Zusammenhang mit Mehrmaschinenumgebungen zu gewinnen. Dabei werden das Lot Streaming-Konzept ausführlich erläutert sowie Regeln zur Bestimmung von Fälligkeitsterminen und zur Priorisierung von Aufträgen auf Maschinen vorgestellt. Im Zusammenhang mit der Auflistung ausgewählter Zielsetzungen wird auch auf die Rechenkomplexität und die Wege zur Lösungsfindung eingegangen sowie ein Klassifikationsschema vorgestellt, welches vor allem für die Literaturlauswertung in Kapitel 3 dient.

In dieser Literaturlauswertung erfolgt eine strukturierte Einordnung von Publikationen hinsichtlich der untersuchten Problemstellungen. Offene Forschungsrichtungen, wie sie im Rahmen dieser Analyse aufgezeigt werden, fließen in Kapitel 4 in die Entwicklung eines neuen Modellansatzes für auftragsspezifische Lieferterminvektoren ein. In diesem Kapitel werden zunächst die Annahmen für das Modell ausführlich vorgestellt und im Anschluss ein zweistufiges Lösungsverfahren unter Einbezug eines gemischt-ganzzahligen Modells entwickelt.

In Kapitel 5 wird für dieses Modell ein heuristisches Verbesserungsverfahren in Form eines evolutionären Algorithmus entwickelt.

Die Eignung des Modells zur Minimierung der Terminabweichung von Aufträgen bzw. einer Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge wird in Kapitel 6 in Form einer numerischen Untersuchung evaluiert, wobei verschiedene Testinstanzen vorgestellt und abschließend bewertet werden. In diesem Kapitel erfolgt auch die Beantwortung der im vorherigen Abschnitt genannten Forschungsfragen.

Kapitel 7 schließt mit einem Ausblick auf weitere Forschungsfragen an, welche auf dieser Arbeit basieren können, sowie einer Übertragung des Modells in einen praxisnahen Kontext, bevor in Kapitel 8 die Ergebnisse dieser Arbeit zusammengefasst werden.

Es wird hier darauf hingewiesen, dass die in der Literatur unterschiedlichen Ausprägungsformen der Notation zugunsten einer für diese Arbeit einheitlichen und somit konsistenten Bezeichnung vereinheitlicht werden. Zum leichteren Verständnis sowie zur Vergleichbarkeit der zitierten Literatur, welche fast ausschließlich in englischer Sprache erschienen ist, werden in dieser Arbeit die englischen Fachbegriffe verwendet.

2 Theoretische Grundlagen aus Scheduling und Lot Streaming

In diesem Kapitel wird ein grundlegendes Verständnis für die in dieser Arbeit durchgeführten Untersuchungen geschaffen. Dabei wird insbesondere auf eine abgestimmte Begriffsdefinition eingegangen mit dem Ziel, die bisherigen Forschungsergebnisse in den Kontext dieser Arbeit einordnen zu können. Außerdem werden Vorgehensweisen erläutert, um das in Kapitel 4 vorgestellte Modell mit seinem Lösungsverfahren hinsichtlich der Alternativen zur Ermittlung von Zielfunktionswerten zu klassifizieren.

Im ersten Abschnitt dieses Kapitels werden zunächst mögliche Ausprägungsformen und Eigenschaften von Produktionssystemen mit mehreren Maschinen vorgestellt. Da diese Arbeit einen Schwerpunkt auf Untersuchungen mit Fälligkeitsterminen legt, wird im Anschluss eine Reihe von Regeln zur Festlegung von Fälligkeitsterminen vorgestellt. Weil sich im Mehrproduktfall die Frage nach der Reihenfolgeplanung auf den Maschinen stellt, werden hierzu im dritten Abschnitt verschiedene Regeln zur Einplanung vorgestellt. Unter Zuhilfenahme der Aufteilung von Aufträgen in kleinere Sublots und ihrer stufenüberlappenden Fertigung, dem sog. Lot Streaming (LS), können Verbesserungen hinsichtlich der betrachteten Zielsetzung erreicht werden, worauf die Abschnitte 2.5 und 2.6 detailliert eingehen. Dieses Kapitel schließt mit einer Betrachtung der Rechenkomplexität der Problemstellungen und einer damit verbundenen optimierenden oder heuristischen Lösungsweise.

2.1 Ausrichtung von Produktionssystemen

Ein Produktionssystem mit mehreren Maschinen, auch Shop genannt, wie es in dieser Arbeit verstanden wird, ist zunächst hinsichtlich der Bearbeitungsreihenfolgen einzelner Aufträge auf den jeweiligen Maschinen klassifizierbar.

Die systemseitigen Vorgaben für Bearbeitungsreihenfolgen der Aufträge auf den einzelnen Maschinen führen zu einer Reihe an Unterscheidungen. Diese lassen sich in die übergeordneten Kategorien Open Shops, Job Shops und Flow Shops untergliedern und sind wie nachfolgend aufgeführt definiert:

Open Shop (OS)

Open Shops sind Produktionssysteme mit einer Anzahl von M Maschinen, bei denen die Wahl der Maschinenreihenfolge für die Bearbeitungen der Aufträge beliebig erfolgen kann. Diese Reihenfolge ist somit Teil des Entscheidungsprozesses.¹³ Zudem ist es zulässig, dass ein Auftrag eine Maschine mehrmals besucht.

Job Shops (JS)

Werden Arbeitssysteme nach dem Verrichtungsprinzip angeordnet, wird von Werkstattproduktion oder Job Shops gesprochen.¹⁴ Diese zeichnen sich dadurch aus, dass jeder der J Aufträge eine vorgegebene Maschinenreihenfolge aus M Maschinen durchläuft, welche jedoch von Auftrag zu Auftrag verschieden sein kann.¹⁵ Eine Maschine kann dabei mehrere Bearbeitungen pro Auftrag ausführen. Job Shops sind folglich ein Spezialfall der Open Shops.

Flow Shops (FS)

In Flow Shops, auch Reihenfertigungssysteme genannt, werden alle J Aufträge auf den M Maschinen in einer einheitlichen Maschinenreihenfolge bearbeitet, wobei diese i. d. R. von 1 bis M nummeriert ist.¹⁶ Der Flow Shop ist folglich ein Spezialfall des Job Shops.

Über diese Eigenschaften hinaus gibt es noch eine Reihe von Sonderformen der oben aufgeführten Shops, die im Folgenden genannt werden:

¹³ Vgl. Potts / van Wassenhove (1992), S. 397.

¹⁴ Vgl. Günther / Tempelmeier (2005), S. 175.

¹⁵ Vgl. Glass / Gupta / Potts (1994), S. 379.

¹⁶ Vgl. Cetinkaya (1994), S. 1445.

Assembly Job Shop (AJS)

Unter einem Assembly Job Shop wird ein Produktionssystem verstanden, welches weitestgehend als Job Shop ausgelegt ist, am Ende jedoch eine Stufe aufweist, in welcher die einzelnen zuvor gefertigten (Teil-) Aufträge zusammengeführt werden.¹⁷

Mixed Shop (MS)

Ein Mixed Shop ist eine Kombination aus Open Shop und Job Shop bzw. Flow Shop, in dem für einige Aufträge vorgegebene Reihenfolgen gelten, für andere jedoch eine freie Wahl über die zu verwendenden Maschinen getroffen werden kann.¹⁸

Permutation Flow Shop (PFS)

Während in einem Flow Shop lediglich gefordert wird, dass alle Aufträge die Maschinen in der gleichen Reihenfolge zu durchlaufen haben, wird in einem Permutation Flow Shop zusätzlich gefordert, dass die Bearbeitungsreihenfolge der Aufträge auf allen Maschinen identisch ist. Die Anzahl der möglichen Schedules zur Einplanung der Aufträge auf den Maschinen wird dabei erheblich von $J!^M$ auf $J!$ reduziert.¹⁹ Diese Form des Shops wird in dieser Arbeit für die vorgestellte Modellierung in Kapitel 4 verwendet.

In jedem der oben genannten Produktionssysteme ist eine Reihe von Entscheidungen zu treffen, beginnend mit der Programmplanung als Festlegung der zu produzierenden Mengen. Diese wird gefolgt von der Auftragsgrößenplanung, welche einzelne gleichartige Produkte in Lose zusammenführt. Schließlich erfolgt die zeitliche Verteilung der Produktion mit der Bestimmung von Start- und Endterminen der Lose auf den jeweiligen Maschinen.²⁰ In dieser Arbeit liegt der Fokus auf der Festlegung der

¹⁷ Vgl. Chan / Wong / Chan (2008b), S. 14852.

¹⁸ Vgl. Cetinkaya / Duman (2010), S. 1161.

¹⁹ Vgl. Nagano / Ruiz / Lorena (2008), S. 197. J bezeichnet hierbei die Gesamtanzahl Aufträge und M die Gesamtanzahl Maschinen.

²⁰ Vgl. Zelewski / Hohmann / Hügens (2008), S. 211.

Losgrößen und der Durchlaufterminierung, folglich werden die Ergebnisse der Programmplanung als bereits gegeben betrachtet.

Die Maschinenbelegungsplanung hat zur Aufgabe, die Arbeitsgänge von Produktionsaufträgen nach den verfolgten Formalzielen²¹ dem Produktionssystem zuzuordnen und ist somit ein typisches Zuordnungsproblem. Dieses Zuordnungsproblem ist dreidimensional in dem Sinne, dass es festzulegen gilt, welcher Arbeitsgang in welchem Zeitraum ausgeführt werden soll. Ist die Zuordnung eines Arbeitsganges zu einer Maschine nicht gegeben, muss diese ebenfalls bestimmt werden. Hierbei hat eine Berücksichtigung der Formalziele, der Präzedenzbeziehungen zwischen den Aufträgen sowie der Verfügbarkeit der Aufträge und Maschinen zu erfolgen.²² Zudem kann eine Reihe von spezifischen Eigenschaften und Einschränkungen vorliegen, wie sie im nächsten Abschnitt aufgelistet werden.

2.2 Spezifische Eigenschaften von Produktionssystemen

Jedes Produktionssystem kann verschiedene Eigenschaften und somit Restriktionen enthalten, welche bei der Planung der Fertigung zu berücksichtigen sind. Sie beeinflussen den Entscheidungsraum bei der Optimierung der Zielsetzung. Nachfolgend werden für diese Arbeit relevante Begriffe vorgestellt und definiert, wobei die aufgezeigte Auswahl vor allem auf das in Abschnitt 2.5 vorgestellte Prinzip des Lot Streamings und die in diesem Zusammenhang erschienenen Forschungsarbeiten abzielt:

Zusammensetzung der Aufträge

In der Literatur werden in der Regel Fälle mit einem Produkt als auch Mehrproduktfälle untersucht, auch Aufträge oder Jobs genannt, welche in dem betrachteten Produktionssystem zu fertigen sind.²³ Jeder Auftrag ist dabei durch eine vorab definierte Anzahl identischer Einheiten gekennzeichnet. Die Gesamtanzahl Aufträge wird mit J angegeben.

²¹ Unter Formalzielen werden bspw. Erfolgs-, Liquiditäts-, Service-, Zeit-, Kapazitäts- oder Lagerhaltungsziele verfolgt, welche zu extremieren, zu meliorisieren oder zu satisfizieren sind (vgl. Zelewski / Hohmann / Hügens (2008), S. 21).

²² Vgl. Zelewski / Hohmann / Hügens (2008), S. 427 - 431.

²³ Vgl. Feldmann / Biskup (2005), S. 3.

Anzahl Maschinen

Neben einer Vielzahl an Untersuchungen für Ein-Maschinen-Probleme muss ein Shop-System mindestens zwei Arbeitsstationen aufweisen. Die Literatur unterteilt vor allem in 2-, 3- oder beliebig große M -Maschinen-Probleme.

Intermitted Idling

Das Erlauben von Stillstandszeiten der Maschinen zwischen der Bearbeitung zweier Aufträge wird als Intermitted Idling (II) bezeichnet und ist am wenigsten restriktiv. Hingegen bezeichnet No Idling (NI) den Fall, dass eine Maschine die Aufträge durchgängig produzieren muss und keine Stillstandszeiten zwischen den einzelnen Sublots bzw. zwischen den Aufträgen erlaubt sind.²⁴

Wird als abgeschwächte Form der No Idling-Bedingung gefordert, dass eine Maschine nicht stillstehen darf, wenn ein Auftrag zur Bearbeitung verfügbar ist, wird von Non Delay Schedules gesprochen.²⁵ Stillstandszeiten können in diesem Fall nur auftreten, wenn kein Auftrag zur Bearbeitung verfügbar ist.

Preemption

Unter Preemption (prmt) wird die Möglichkeit verstanden, einen Auftrag, welcher bereits auf einer Maschine gefertigt wird, zu unterbrechen, z. B. um einen anderen Auftrag einzuschieben. In der Regel wird bei fast allen in dieser Arbeit vorgestellten Untersuchungen Preemption ausgeschlossen, sodass alle Einheiten eines Loses bzw. Sublots ohne Unterbrechung auf den jeweiligen Maschinen bearbeitet werden.²⁶ Entfällt die No Preemption-Restriktion, kann unter Umständen ein besserer Einlastungsplan bezüglich der zu optimierenden Zielfunktion erreicht werden.²⁷

²⁴ Vgl. Trietsch / Baker (1993), S. 1068.

²⁵ Vgl. Chan / Wong / Chan (2004), S. 475.

²⁶ Vgl. Hall et al. (2003), S. 342.

²⁷ Vgl. bspw. Kumar / Bagchi / Sriskandarajah (2000), S. 152.

Bearbeitungszeiten je Operation

Die Bearbeitungszeiten für eine Einheit eines Auftrags auf den jeweiligen Maschinen werden für numerische Untersuchungen in der Regel als deterministisch gegeben und konstant angenommen. Exemplarische Ausprägungen für diese Prozesszeiten können dabei zunächst aus Verteilungsfunktionen ermittelt und anschließend als Parameter in den Untersuchungs-rechnungen verwendet werden.²⁸

Nur vereinzelte Untersuchungen verwenden die Annahme von Deterioration Effects bzw. Learning Effects. Unter Deterioration Effects wird verstanden, dass die Prozesszeiten sich mit späterer Einlastung eines Auftrags verlängern, bspw. durch Abnutzung der Maschinen. Learning Effects gehen hingegen von zunehmender Bearbeitungsgeschwindigkeit mit späterer Einlastung eines Jobs aus, etwa durch Lerneffekte der beschäftigten Arbeiter.²⁹

Setups

Zeiten für das Rüsten einer Maschine, sog. Setups, werden in Attached Setups (aS) und Detached Setups (dS) unterschieden. Erstere können erst durchgeführt werden, wenn ein Auftrag (oder mindestens eine Einheit von diesem) die vorangegangene Fertigungsstufe $m - 1$ beendet hat und an der zu rüstenden Maschine m angekommen ist und diese auch verfügbar ist. Detached Setups können durchgeführt werden, sobald die entsprechende Maschine frei ist. Die physische Anwesenheit eines Loses ist nicht erforderlich.³⁰ Wird die Unterscheidung nach Aufträgen nicht gemacht und muss nur die Maschine verfügbar sein, so wird allgemein von Internal Setups gesprochen, wohingegen unter External Setups alle Rüstprozesse fallen, für welche die Maschine nicht verfügbar sein muss.³¹ Für die Maschinen kann allgemein unterschieden werden, ob ein Auftrag verfügbar sein muss für seinen Rüstvorgang, was als Non-Anticipatory

²⁸ Vgl. bspw. Kumar / Bagchi / Sriskandarajah (2000), Bukchin / Tzur / Jaffe (2002) oder Kim / Jeong (2009).

²⁹ Vgl. Gordon / Strusevich / Dolgui (2011), S. 1.

³⁰ Vgl. Sarin / Jaiprakash (2007), S. 4.

³¹ Vgl. Hopp / Spearman (2008), S. 162.

Setup bezeichnet wird. Fälle, in denen ein Rüstprozess ausgeführt werden kann, wenn der Auftrag noch nicht verfügbar ist, nennen sich Anticipatory Setup.³² Setups können wie in Abbildung 2 gezeigt gegliedert werden. Die Fälle, in denen die Maschine grundsätzlich nicht verfügbar sein muss, werden als Job-related Setups bezeichnet, sofern der Auftrag vorhanden sein muss, bzw. als Unrelated Setups, wenn der Auftrag nicht benötigt wird.

		Auftrag verfügbar?		Allgemeine Klassifikation
		Ja	Nein	
Maschine verfügbar?	Ja	Attached Setups	Detached Setups	Internal Setups
	Nein	Job-related Setups	Unrelated Setups	
Allgemeine Klassifikation		Non-anticipatory Setups	Anticipatory Setups	

Abbildung 2: Klassifikation von Rüstprozessen

In dieser Arbeit liegt der Fokus auf attached Setups, welche pro Sublot anfallen (Sublot-attached Setups).

Buffer

In der Regel werden in der Literatur unbegrenzte Puffer (engl. Buffer) bzw. Lagerkapazitäten für unfertige Erzeugnisse zwischen einzelnen Produktionsschritten angenommen. Finden begrenzte Buffer Anwendung,³³ so hat dies vor allem an Engpassmaschinen Bedeutung. Es wird das Ziel verfolgt, dass einerseits vorherige Maschinen mit ihrer Produktion stoppen,

³² Vgl. Allahverdi et al. (2008), S. 987 f.

³³ Sofern Buffer-Begrenzungen vorliegen, werde diese nachfolgend durch „Buf“ kenntlich gemacht. Es muss darauf geachtet werden, dass die Größe der limitierten Buffer angemessen zu der Anzahl Aufträgen sowie der Anzahl Maschinen im Shop gewählt wird, um nicht zu klein und nicht zu groß auszufallen.

um die Lagerbestände nicht zu groß werden zu lassen,³⁴ und andererseits sichergestellt, dass die Engpassmaschine kontinuierlich beschäftigt ist. Ein Buffer nach dem Engpass hingegen trägt dafür Sorge, dass der Engpass nicht blockiert wird.

Blocking

Wird angenommen, dass keine bzw. nur begrenzte Buffer zwischen den Maschinen verfügbar sind, kann die Situation des Blocking auftreten. Hierunter wird das Blockieren der Maschine m verstanden, wenn der auf ihr befindliche Auftrag nicht auf die Maschine $m + 1$ übertragen werden kann, weil diese noch beschäftigt ist und der Buffer vor $m + 1$ voll ist.³⁵ Werden hingegen unbegrenzte Buffer erlaubt, wird Blocking ausgeschlossen und das auf Maschine m fertig bearbeitete Produkt wird in ein Zwischenlager aufgenommen, bis es auf Maschine $m + 1$ gefertigt werden kann.

Intermingling

Intermingling bezeichnet im Mehrproduktfall die Möglichkeit, zwischen der Produktion von Sublots eines Auftrags j die Fertigung von Sublots des Produkts j' einzuplanen. Um diese Option auszuschließen und die zusammenhängende Produktion von Sublots eines Produkts auf einer Maschine zu fordern, kann Non Intermingling als Restriktion gefordert werden. Für den Einproduktfall stellt sich die Frage nach Intermingling nicht.³⁶

Waiting

In bestimmten Shops wird die Forderung gestellt, dass Sublots bzw. ganze Aufträge durchgängig, d.h. über alle Produktionsstufen, ohne Wartezeiten zu produzieren sind, sprich die Startzeit auf einer Maschine m entspricht dem Fertigstellungszeitpunkt der Maschine $m - 1$ für das entsprechende

³⁴ Vgl. Yoon / Ventura (2002a), S. 1305.

³⁵ Vgl. Sriskandarajah / Wagneur (1999), S. 705.

³⁶ Vgl. Feldmann / Biskup (2005), S. 3.

Sublot. Diese Forderung wird als No Wait (noW) bezeichnet.³⁷ Andernfalls ist das Warten erlaubt, was als Waiting bezeichnet wird.

Mit dieser Begriffsauflistung und -definition ist nun eine Grundlage für mögliche Ausprägungsformen und Restriktionen von Shopsystemen geschaffen, welche im Rahmen der Lot Streaming-Ansätze in Kapitel 3 eine große Bedeutung haben. Weil diese Arbeit einen Fokus auf Untersuchungen mit auftragsspezifischen Fälligkeitsterminen legt, werden im nächsten Abschnitt zunächst verschiedene Methoden zur Bestimmung dieser Fälligkeitstermine vorgestellt.

2.3 Ansätze zur Bestimmung von Fälligkeitsterminen für Aufträge

Um Zielfunktionen berechnen zu können, welche Terminabweichungen minimieren, sind zunächst die Fertigstellungstermine der Aufträge festzulegen. Hierbei ist grundlegend zu entscheiden, ob die Liefertermine durch ein Verfahren exogen bestimmt werden und somit als Dateninput für eine numerische Untersuchung dienen, oder ob die Bestimmung von Fälligkeitsterminen Bestandteil des Entscheidungsprozesses während der Planung ist. In die Praxis übertragen bedeutet dies, ob Due Dates bspw. durch die Kunden oder den Vertrieb für die Fertigung vorgegeben werden, oder ob die Produktionsplaner eigene Vorschläge für die Fälligkeitstermine mit den Kunden bzw. dem Vertrieb diskutieren können. Für diese Arbeit werden vorrangig Verfahren aufgezeigt, welche zur Entwicklung einer Datenbasis für numerische Untersuchungen dienen. Hierfür lassen sich verschiedene Ansätze und Verfahren wählen, welche im Hinblick auf die Literaturanalyse in Kapitel 3 sowie die in Abschnitt 4.1 aufgezeigten Modellansätze relevant sind und nachfolgend vorgestellt werden.

Es können entweder genaue Fälligkeitstermine, sog. Due Dates, oder Fälligkeitszeitfenster, sog. Due Windows, bestimmt werden.³⁸ Die Terminfestlegungen können exogen erfolgen, d.h. durch die Vorgaben der Auftraggeber, und somit fixen Charakter für die weiteren Planungen haben, oder endogen durch den Fertigungsplaner selbst festgelegt werden.³⁹ Die hierfür verwendeten Regeln zur

³⁷ Vgl. Sarin / Jaiprakash (2007), S. 7. Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass die gleichzeitige Forderung nach No Wait und No Idling sich nicht per se ausschließt, in vielen Fällen jedoch nicht umsetzbar sein wird.

³⁸ Im Folgenden wird zunächst nur Bezug auf Due Dates genommen, weil sich Due Windows aus den Due Dates herleiten lassen, worauf in Abschnitt 6.1.3 eingegangen wird.

³⁹ Vgl. Cheng / Gupta (1989), S. 158.

Bestimmung der Fälligkeitstermine lassen sich einteilen nach ihrem Ausführungszeitpunkt in statisch oder dynamisch, oder nach dem mathematischen Vorgehen zur Errechnung in deterministisch oder stochastisch. Weiterhin wird unterschieden, ob sie für eines oder mehrere Produkte gelten.⁴⁰ Ziel dieser Regeln ist die Bestimmung von einem oder mehreren Parametern. Eine Handlungsempfehlung zur Auswahl von Regeln zur Bestimmung von Fälligkeitsterminen findet sich bspw. in Baker / Bertrand (1981).

Nachfolgend werden die verbreitetsten Regeln zur Bestimmung exogener Due Dates, wie sie in der Lot Streaming-Literatur sowie in der allgemeinen Modellierung und Simulation von Produktionssystemen Anwendung finden, vorgestellt.⁴¹ Hierfür gelten die nachfolgend aufgeführten Notationen:⁴²

j	Index eines Auftrags, $j = 1(1)J$
m	Index einer Maschine, $m = 1(1)M$
g_j	Freigabezeitpunkt von Auftrag j auf der ersten Maschine
pc_{jm}	Prozessdauer einer Einheit von Auftrag j auf Maschine m
d_j	Geforderter Fälligkeitstermin von Auftrag j
con	Konstanter Faktor
ran_j	Zufallswert betreffend Auftrag j
μ	Multiplikativer Faktor
τ	Additiver Faktor

In der Gruppe der exogenen Regeln werden Constant Flow Allowance (CFA) und Random Flow Allowance (RAN) im Folgenden vorgestellt und erläutert, wobei ihre Beschreibung auf einem Aufsatz von Cheng und Gupta beruht.⁴³

⁴⁰ Vgl. Cheng / Gupta (1989), S. 157.

⁴¹ Die Auflistung ist nicht abschließend für alle in der Literatur aufgezeigten Regeln zur Bestimmung von Fälligkeitsterminen, da dies über den Rahmen dieser Arbeit hinausgehen würde.

⁴² Die hier vorgestellte Notation ist teilweise aus dem in Abschnitt 4.1.2 vorgestellten Modellierungsansatz entnommen. Die Dauern und Termine werden in den nachfolgenden Rechnungen, insbesondere in der numerischen Untersuchung in Kapitel 6, als Zeiteinheiten (ZE) angegeben.

⁴³ Vgl. Cheng / Gupta (1989), S. 158.

CFA-Regel

Jedem Auftrag j wird eine konstante Zeit eingeräumt, in der die Bearbeitung erfolgen soll. Dem Zeitpunkt der Auftragsfreigabe wird ein konstanter Faktor con hinzugefügt, wodurch der Fertigstellungstermin ermittelt wird:

$$d_j = g_j + con \quad \forall j \quad (1)$$

Der Parameterwert con wird exogen vorgegeben und stellt somit keine zu bestimmende Variable dar.

RAN-Regel

Jedem Auftrag wird eine zufällig bestimmte Zeit eingeräumt, in der die Bearbeitung erfolgen soll. Dem Zeitpunkt der Auftragsfreigabe wird ein Zufallsparameter ran_j hinzugefügt:

$$d_j = g_j + ran_j \quad \forall j \quad (2)$$

Der Parameterwert ran_j wird exogen bestimmt und wird in der sich anschließenden Planung und Optimierung als gegeben angenommen.

In einigen Untersuchungen werden Fälligkeitstermine als endogene zu bestimmende Werte betrachtet, die durch den Produktionssteuerungsplaner zu bestimmen sind. Hierbei liegt der Fokus auf der optimalen Bestimmung eines additiven und/oder multiplikativen Faktors zur Errechnung der Due Dates. Da unter Verwendung endogen zu ermittelnder Fälligkeitstermine sowohl der Fertigstellungszeitpunkt eines Auftrags als auch sein Due Date Variablen darstellen, kann durch optimale Bestimmung dieser Zeitpunkte die Terminabweichung minimiert werden. Die Produktionsplaner müssen hierbei einen bestmöglichen Trade-Off zwischen Lagerhaltungskosten und Strafkosten für die Nichteinhaltung der von ihnen bestimmten Termine finden.⁴⁴ Drei der in der Literatur häufig vorkommenden Methoden werden im Folgenden vorgestellt:⁴⁵

⁴⁴ Vgl. Gordon / Strusevich / Dolgui (2011), S. 1.

⁴⁵ In den hier vorgestellten Formeln werden Rüstzeiten nicht berücksichtigt, bzw. seien der Einfachheit halber bereits in den Prozesszeiten enthalten.

TWK-Regel

Die Total Work-Regel (TWK) fordert, dass jedem Auftrag ein konstanter Multiplikator μ zugewiesen wird, welcher den Fertigstellungszeitpunkt als Vielfaches der Bearbeitungsdauern des Auftrags über alle Maschinen zuzüglich des Auftragsfreigabezeitpunkts angibt:

$$d_j = g_j + \mu * \sum_{m=1}^M pc_{jm} \quad \forall j \quad (3)$$

Ziel ist die Bestimmung eines optimalen Wertes μ^* , welcher die gegebene Zielfunktion extremiert.

MinSL-Regel

Die Minimum Slack-Regel (MinSL) fordert, dass jedem Auftrag eine konstante Schlupfzeit eingeräumt wird, in der die Bearbeitung erfolgen soll. Dem Zeitpunkt der Auftragsfreigabe werden die Bearbeitungsdauern der einzelnen Maschinen sowie ein konstanter Faktor τ hinzugefügt, wodurch der Fertigstellungstermin ermittelt wird:⁴⁶

$$d_j = g_j + \sum_{m=1}^M pc_{jm} + \tau \quad \forall j \quad (4)$$

Ziel ist die Bestimmung eines optimalen Wertes τ^* , welcher die gegebene Zielfunktion minimiert bzw. maximiert. Es ist anzumerken, dass τ^* auch negative Werte annehmen kann.

PPW-Regel

Die Processing plus Wait-Regel (PPW) kombiniert die Regeln MinSL und TWK. Fälligkeitstermine sind hierbei eine lineare Funktion der Bearbeitungsdauern. Dem Freigabezeitpunkt wird die Prozessdauer in Verbindung mit einem multiplikativen Faktor μ und ein additiver Slackfaktor τ hinzugefügt:⁴⁷

$$d_j = g_j + \mu * \sum_{m=1}^M pc_{jm} + \tau \quad \forall j \quad (5)$$

⁴⁶ Vgl. Gordon / Proth / Chu (1998), S. 2.

⁴⁷ Vgl. Gordon / Proth / Chu (1998), S. 12.

Ziel ist die simultane Bestimmung der optimalen Werte μ^* und τ^* , wobei auch negative Werte zulässig sind.

In einigen Untersuchungen der Literatur werden Due Dates nicht auftragsspezifisch vergeben, sondern es wird ein gemeinsamer Fälligkeitstermin (Common Due Date) für alle Aufträge festgelegt.⁴⁸ Dies kann insbesondere dann sinnvoll sein, wenn einzelne Aufträge letztlich zu einem einzelnen Endprodukt verbunden werden.

Nach Ermittlung der exogenen bzw. simultan mit der Errechnung optimaler endogener Due Dates kann die Einlastung der Aufträge und somit die Bestimmung der Auftragsreihenfolge erfolgen. Dies geschieht häufig unter Zuhilfenahme sog. Prioritätsregeln, worauf im nächsten Abschnitt eingegangen wird. Abbildung 3 klassifiziert die vorgestellten Due Date-Regeln aus diesem Kapitel.

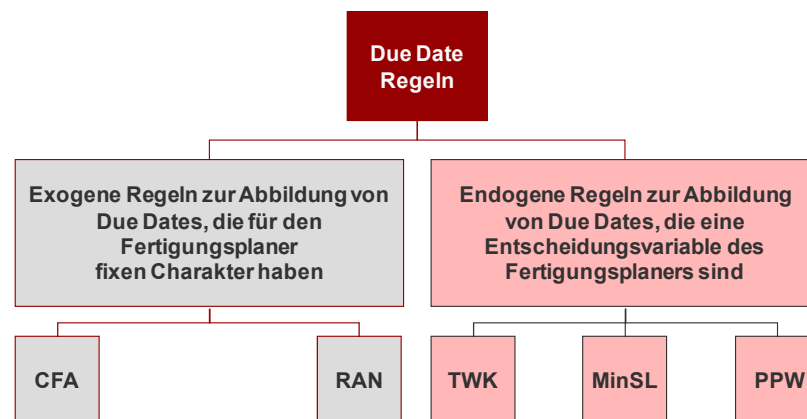


Abbildung 3: Klassifikation ausgewählter Regeln zur Bestimmung von Due Dates

2.4 Prioritätsregeln zum Einplanen von Aufträgen

Prioritätsregeln dienen als Methode zum Einplanen von Aufträgen und werden in der Literatur auch als Scheduling Rules bzw. Dispatching Rules bezeichnet. Aus einer Warteschlange an Aufträgen wird derjenige für die nächste Bearbeitung gewählt, welcher nach einer entsprechenden Regel bestimmt wurde. Gegliedert werden können Prioritätsregeln nach ihrer Lokalität. Lokale Regeln verwenden Informationen zu den Aufträgen, welche vor einer Maschine warten, während globale Regeln Angaben zu

⁴⁸ Als Beispiel für eine Untersuchung zu Scheduling in Flow-Shops bei Common Due Dates sei hier Pérez-González / Framinán (2010) angeführt.

den wartenden Jobs über alle betrachteten Maschinen verwenden.⁴⁹ Jeder dieser Aufträge erhält dabei einen sog. Prioritätsindex, wobei der Job mit dem geringsten Index für die nächste Bearbeitung ausgewählt wird. Eine Übersicht verschiedener Scheduling Rules geben bspw. Panwalkar / Iskander (1977).

Ausgewählte Regeln, die in der Literatur häufig anzutreffen sind und auch in der Lot Streaming-Forschung breite Anwendung finden, werden nachfolgend vorgestellt:

First in first out-Regel (FIFO)

Nach der First in first out-Regel (FIFO) wird der Auftrag für die nächste Bearbeitung ausgewählt, welcher zuerst der entsprechenden Warteschlange (an der jeweiligen Maschine) zugewiesen wurde.⁵⁰ Eine alternative Bezeichnung dieser Regel in der Literatur ist First come first served (FCFS).

Nach der FIFO-Regel folgen nun Regeln, welche die bis zur Fertigstellung der Aufträge noch verbleibende Bearbeitungsdauer der Aufträge berücksichtigen:

Shortest und Longest Processing Time-Regel (SPT / LPT)

Die Shortest Processing Time-Regel (SPT) bzw. Longest Processing Time-Regel (LPT) wählt den Auftrag basierend auf der Warteschlange für die nächste Bearbeitung aus, welcher die kürzeste bzw. die längste Bearbeitungsdauer auf der gerade betrachteten Maschine aufweist.⁵¹

Shortest und Longest overall Processing Time-Regel (SOPT / LOPT)

Anknüpfend an die zuvor genannten Regeln wird durch die Shortest overall Processing Time-Regel (SOPT), auch Least Work Remaining-Regel genannt, bzw. der Longest overall Processing Time-Regel (LOPT), auch als Most Work Remaining-Regel bezeichnet, der Auftrag aus der Warteschlange an der betrachteten Maschine gewählt, welcher über alle

⁴⁹ Vgl. Hunsucker / Shah (1992), S. 73.

⁵⁰ Vgl. Hunsucker / Shah (1992), S. 74.

⁵¹ Vgl. Hunsucker / Shah (1992), S. 74.

verbleibenden Fertigungsstufen bis zu seiner Fertigstellung die geringste bzw. höchste Bearbeitungsdauer aufweist.⁵²

Alternativ bieten sich Regeln an, welche die Fälligkeitstermine der Aufträge einbeziehen:

Earliest Due Date-Regel (EDD)

Eine häufig in der Literatur verwendete Regel ist die Earliest Due Date-Regel (EDD), nach welcher der Auftrag als nächstes bearbeitet wird, welcher den frühesten Fertigstellungstermin aufweist.⁵³ Wie in Abschnitt 4.3.2.2.3 erörtert, kann diese Regel in vielerlei Hinsicht abgewandelt werden.

Es bietet sich als Prioritätskriterium auch ein Abwägen zwischen der aufzuwendenden Bearbeitungszeit und den Fälligkeitsterminen der Aufträge an, welches in Form der noch verbleibenden freien Zeit, der sog. Schlupfzeit, ausgedrückt wird. Diese Kenngröße wird durch die nachfolgend vorgestellten Prioritätsregeln bei der Einlastung der Aufträge berücksichtigt:

Slack und overall Slack-Regel (SLK / OSL)

Die Schlupfzeit, englisch Slack Time, ist die noch zur Verfügung stehende Zeit bis zum Fälligkeitstermin des Auftrags abzüglich der Bearbeitungszeiten auf den noch anstehenden Maschinenstufen.⁵⁴ Zur Auswahl des nächsten Auftrags kann die Slack Time-Regel in verschiedenen Varianten angewendet werden, wobei jeweils der Auftrag mit der geringsten Schlupfzeit gewählt wird. Folgende Ausprägungen finden u. a. in der Literatur Beachtung:

Die einfachste Form ist die Ermittlung der Schlupfzeit an der aktuellen Maschinenstufe durch Subtraktion der Bearbeitungsdauer an der betrachteten Maschine vom Fälligkeitstermin des Auftrags. Diese Regel

⁵² Vgl. Hunsucker / Shah (1992), S. 74.

⁵³ Vgl. Yoon / Ventura (2002a), S. 1307.

⁵⁴ Vgl. Panwalkar / Iskander (1977), S. 48.

wird allgemein als Slack-Regel bezeichnet (SLK).⁵⁵ Werden alle noch offenen Fertigungsstufen einbezogen und der insgesamt zur Verfügung stehende Schlupf als Entscheidungsgrundlage herangezogen, wird von der Overall Slack Time-Regel (OSL) gesprochen. Diese kann durch eine Gewichtung der Aufträge, bspw. mit der Anzahl zu fertigender Einheiten des Auftrags, ergänzt werden zur Overall Weighted Slack Time-Regel (OWSL).⁵⁶

Die bislang vorgestellten Regeln zeichnen sich dadurch aus, dass sie sich auf absolute Zahlen stützen. Es kann jedoch in manchen Fällen gewünscht sein, durchschnittliche Terminabweichungen zu reduzieren und somit eine gleichmäßige Ausprägung von Strafkosten über alle Aufträge zu erreichen.⁵⁷ Hierfür wird nachfolgend eine Regel zur Bildung einer Verhältniszahl als Prioritätsindex vorgestellt:

Critical Ratio-Regel (CR)

Die als Critical Ratio (CR) bezeichnete Regel setzt zwei Zahlen in einen Bezug. Hierbei kann bspw. die verbleibende Schlupfzeit durch die insgesamt noch anfallende Bearbeitungszeit dividiert werden.⁵⁸

Die bisherigen theoretischen Erläuterungen finden Anwendung sowohl für den Fall ohne Lot Streaming als auch für die stufenüberlappende Fertigung, worauf im nächsten Abschnitt dieses Kapitels eingegangen wird.

2.5 Verbesserungen von Schedules durch Lot Streaming

Um ein Verständnis für das Lot Streaming-Konzept zu gewinnen, wird zunächst auf die allgemeine Definition einer Losgröße eingegangen. Unter einem Los wird in der Produktionswirtschaft eine ununterbrochen zusammenhängend produzierte Menge an identischen Erzeugnissen verstanden. Alternative Begriffe können auch Auflage, Serie oder Bestellmenge sein.⁵⁹ Die wirtschaftlich optimale Bestelllosgröße minimiert bspw.

⁵⁵ Vgl. Kim (1993b), S. 20.

⁵⁶ Vgl. Yoon / Ventura (2002a), S. 1307. Einen alternativen Ansatz stellt die maschinenabhängige Gewichtung dar, wenn bspw. später folgende Maschinenstufen höher gewichtet werden als frühere Maschinenstufen. In dieser Arbeit werden in Kapitel 4 Prioritätsregeln mit Mengengewichtungen entwickelt.

⁵⁷ Vgl. Kanagasabapathi / Rajendran / Ananthanarayanan (2009), S. 509.

⁵⁸ Vgl. Thiagarajan / Rajendran (2005), S. 474.

⁵⁹ Vgl. Dyckhoff (2003), S. 314.

die Summe aus Beschaffungs- und Lagerkosten. Auf die Produktion angewandt minimiert die optimale Serienlosgröße die Herstellkosten, welche sich aus den Stückkosten der herzustellenden Produkte und den anteiligen Rüstkosten für das Einrichten der Maschine ableiten.⁶⁰ Die bekannteste Formel zu ihrer Berechnung geht auf Harris 1913 bzw. Andler 1929 zurück.⁶¹ Mit ihr wird eine optimale Losgröße für den statischen Fall ermittelt. Um dieses Grundverständnis grafisch zu verdeutlichen, wird ein Beispiel in Abbildung 4 aufgezeigt.

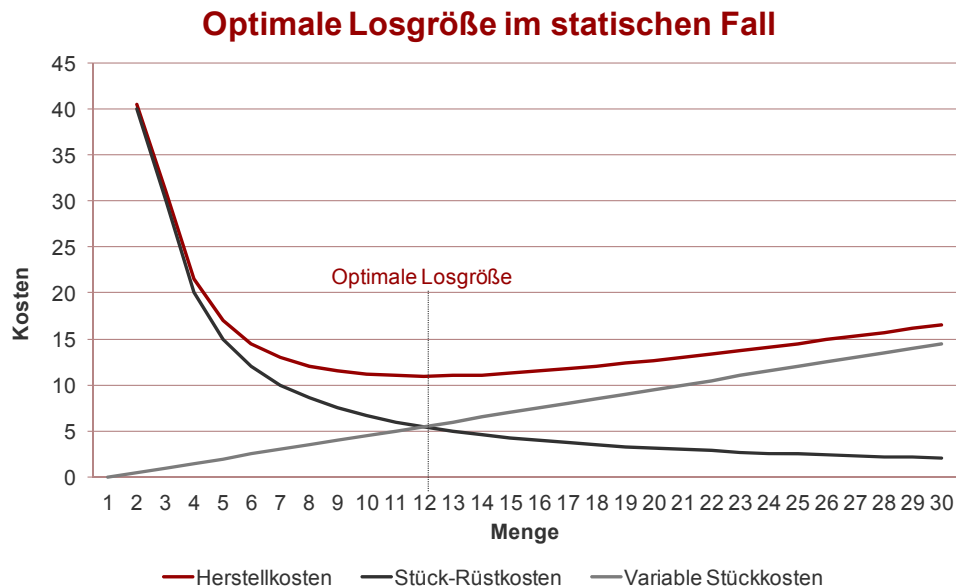


Abbildung 4: Optimale Losgröße nach Harris und Andler⁶²

Der oben beschriebene Grundgedanke der Kostenminimierung durch die Losgröße nach Harris und Andler für den Produktionsfall lässt sich auf das Verfahren des Lot Streamings übertragen, wobei in dieser Arbeit keine monetären Kosten, sondern Zeit- oder Mengendifferenzen minimiert werden. Nachfolgend wird zunächst auf eine abgegrenzte Begriffsdefinition und somit ein klares Verständnis des Lot Streaming-Konzepts eingegangen. Dies betrifft insbesondere die thematische Abgrenzung verschiedener in der Literatur aufzufindender Begrifflichkeiten sowie die Eigenschaften verschiedener Problemstellungen. Diese können, wie nachfolgend noch aufgezeigt wird, erheblichen Einfluss auf die Komplexität der Lösungsfindung haben.

⁶⁰ Vgl. Kern (1992), S. 235.

⁶¹ Vgl. Harris (1913) sowie Andler (1929).

⁶² Darstellung: eigene, in enger Anlehnung an Dyckhoff (2003), S. 318.

2.5.1 Definition von Lot Streaming

Reiter führte im Jahr 1966 den Begriff Lot Streaming und damit verbunden eine neue Methode zur Einplanung und somit Fertigung von Aufträgen ein.⁶³ Unter Lot Streaming wird eine Methode verstanden, ein Produktlos zunächst in kleinere Sublots bzw. Transferlose aufzuteilen (das sog. Splitting) und den auf einer Maschine bereits fertig produzierten Teil auf die nachfolgende Maschine weiterzugeben, wodurch die simultane stufenüberlappende Fertigung auf nachgelagerten Prozessschritten ermöglicht wird (das sog. Streaming). Hierdurch werden in der Regel die Durchlaufzeit sowie der Work in Process⁶⁴ (WIP) reduziert.⁶⁵ Es können jedoch, wie in dieser Arbeit aufgezeigt, auch andere Zielfunktionen durch Verfahren des Lot Streamings bearbeitet werden.

Häufig findet sich in der Literatur auch der Begriff Lot Splitting. Hierunter ist im Allgemeinen die Aufteilung eines Loses in mehrere Sublots zu verstehen, jedoch ohne die Anwendung einer stufenüberlappenden Fertigung. Häufig wird Lot Splitting für die Fertigung der Sublots auf einer Fertigungsstufe mit mehreren (identischen) parallelen Maschinen genutzt.⁶⁶ Seltener wird von „Lot Splitting and Scheduling“ gesprochen, worunter das zuvor genannte Lot Streaming-Konzept zu verstehen ist.⁶⁷ Der Begriff Batching wird für das sinngemäße „Gegenteil“ von Lot Splitting verwendet. Unter Batching ist die Zusammenfassung von einzelnen Aufträgen, häufig mit nur einer Einheit pro Auftrag, zu einem großen Los zu verstehen. Dieses zusammengefasste Los wird auf einer oder mehreren Maschinen produziert, wodurch über Skaleneffekte Rüstzeiten bzw. -kosten gespart werden können.⁶⁸ Abbildung 5 gibt über die verschiedenen Begriffe einen einordnenden Überblick.

⁶³ Vgl. Reiter (1966), S. 383.

⁶⁴ Bestand, der nicht dem Lager, sondern dem dynamischen Bestand am Arbeitsplatz zuzuweisen ist (vgl. Dickmann (2007), S. 173).

⁶⁵ Vgl. Chen / Steiner (1998), S. 1075.

⁶⁶ Vgl. Buscher (2008), S. 129.

⁶⁷ Vgl. bspw. Low / Hsu / Huang (2004).

⁶⁸ Vgl. Potts / van Wassenhove (1992), S. 395.

				Maschinen		
				= 1	≥ 2 parallel	≥ 2 im Shop
Aufträge	= 1	Sublots	= 1	Standard	Standard	Standard
			≥ 2	Lot Splitting	Lot Splitting	Lot Streaming
	≥ 2	Sublots	= 1*	Standard	Standard	Standard
			≥ 2	Lot Splitting	Lot Splitting	Lot Streaming
			≥ 2*	Batching	Batching	Batching

* je Auftrag

Abbildung 5: Begriffsdefinitionen im Rahmen der Losaufteilung

Es ist ersichtlich, dass das Konzept des Lot Splitting bei mehreren Sublots angewandt werden kann auf Einmaschinenprobleme sowie Problemstellungen mit parallelen Maschinen auf einer Stufe. Lot Streaming hingegen ist für Shops vorbehalten, in denen stufenüberlappende Fertigungen auf mehreren aufeinander folgenden Maschinenstufen durchgeführt werden. Batching als Zusammenfassung von Einzelaufträgen ist hingegen in allen Formen der Maschinenkonfiguration denkbar, wobei unterstellt wird, dass es sich um verschiedene Aufträge handeln muss. Es wird abschließend festgestellt, dass in der Literatur keine klare Definition und somit Trennung der Begriffe erfolgt. Für diese Arbeit sollen die Begrifflichkeiten nach den oben beschriebenen Definitionen Verwendung finden.

2.5.2 Eigenschaften und Begriffe der Auftragsteilung bei Lot Streaming

Die durch Aufteilung eines Auftrags gewonnenen Sublots werden in der Literatur hinsichtlich ihrer Teilbarkeit und Beständigkeit der gewählten Sublot-Größen klassifiziert. Diese Eigenschaften bestimmen maßgeblich das zu untersuchende Forschungsproblem und seine Rechenkomplexität, weshalb nachfolgend eine Definition dieser Lot Streaming-relevanten Begriffe gegeben wird.

Zunächst stellt sich die Frage nach der Teilbarkeit eines Auftrags, respektive der Anzahl Mengeneinheiten (ME) pro Sublot. Hierzu haben sich folgende Begriffe in der Lot Streaming-Forschung etabliert:⁶⁹

Continuous Sublots

Der zugrunde liegende Auftrag kann kontinuierlich, d.h. in reelle Zahlen, gesplittet werden, sodass bspw. Sublot-Größen von 1,325 ME und 3,675 ME zulässig sind. Eine Ganzzahligkeitsforderung liegt folglich nicht vor, weshalb der Lösungsraum weniger eingeschränkt ist und Optimierungsprobleme mit Continuous Sublots i. d. R. leichter zu lösen sind als die nachfolgend erläuterten Probleme mit Discrete Sublots.

Discrete Sublots

Der zugrunde liegende Auftrag kann nur diskret aufgeteilt werden. Mit dieser Ganzzahligkeitsforderung wird der Alternativenraum im Vergleich zu den Continuous Sublots i. d. R. kleiner. Lot Streaming-Probleme mit der Restriktion nach diskreten Sublots sind zumeist schwerer lösbar als solche mit kontinuierlichen Sublot-Größen.

Weiterhin stellt sich bei der Shop-Fertigung die Frage nach der Größe der Sublots auf den einzelnen Fertigungsstufen. Hierzu haben sich die folgenden Begrifflichkeiten in der Literatur etabliert:⁷⁰

Variable Sublots (VS)

Auf jeder Maschinenstufe kann für jeden Auftrag die Sublot-Größe neu bestimmt werden unter Berücksichtigung der Verfügbarkeit der Einheiten. Die Sublot-Größen werden somit als Variable Sublots bezeichnet und generieren den größtmöglichen Alternativenraum.

⁶⁹ Vgl. Sarin / Jaiprakash (2007), S. 4.

⁷⁰ Vgl. Sarin / Jaiprakash (2007), S. 2.

Consistent Sublots (CS)

Verschiedene Aufträge können unterschiedlich große Sublots aufweisen, welche jedoch, wenn sie für die erste Maschinenstufe bestimmt wurden, über alle nachfolgenden Maschinenstufen gleich bleiben. Sie werden als Consistent Sublots bezeichnet.

Equal Sublots (ES)

Die Sublot-Größen eines Auftrags sind im Rahmen von Equal Sublots für alle Maschinenstufen und alle Sublots gleich groß zu wählen. Somit enthält jedes Sublot genau die gleiche Anzahl Einheiten des jeweiligen Auftrags.

Unit size Sublots (US)

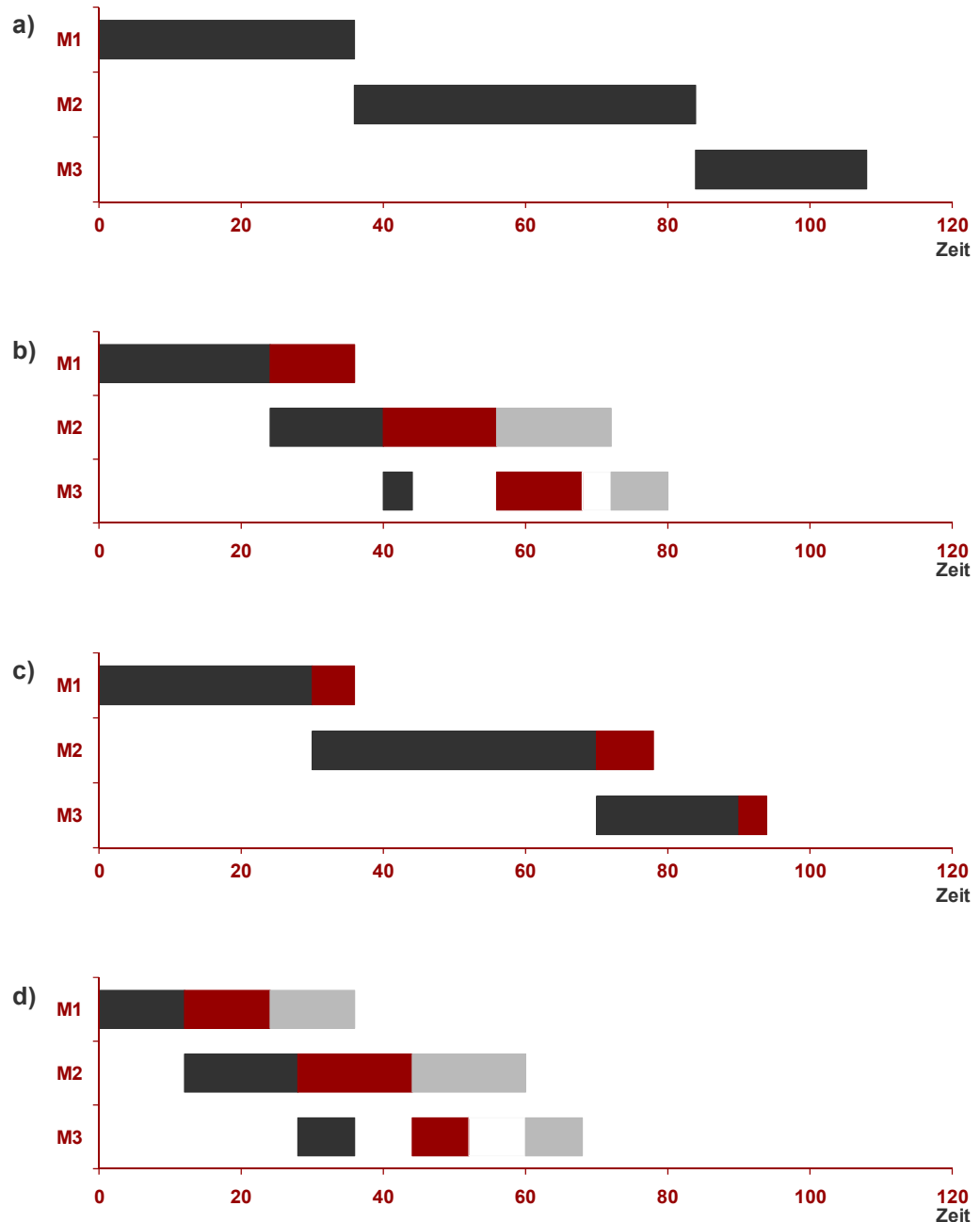
Ein Spezialfall der Equal Sublots sind sog. Unit size Sublots, welche für jedes Sublot eines Auftrags nur eine Einheit zulassen. Sie sind somit der kleinste mögliche Teil eines Sublots. Als praktisches Beispiel hierzu gilt die Just in Time-Fertigung.

Mit der Festlegung der Sublot-Größen ist die Bestimmung der Verfügbarkeit der Sublot-Einheiten nach der Fertigung auf einer Maschinenstufe m ein eng verbundenes Thema, welches den Fertigungsprozess auf der nachfolgenden Maschine $m + 1$ entscheidend beeinflusst. Wird gefordert, dass nur das ganze Sublot von einer Maschinenstufe m auf die nächste Stufe $m + 1$ transferiert werden kann, wird von Sublot Availability gesprochen. Diese Annahme wird den meisten Untersuchungen von Lot Streaming zugrunde gelegt. In manchen Fällen wird jedoch angenommen, dass eine einzelne Produkteinheit nach ihrer Fertigstellung direkt transferiert werden kann, was als Item Availability bezeichnet wird und insbesondere bei Variable Sublots eine wichtige Voraussetzung sein kann.⁷¹

Abbildung 6 zeigt exemplarisch die Fälle a) ohne Lot Streaming, b) mit VS, c) mit CS, d) mit ES und e) mit US für den Fall eines Auftrags mit zwölf Einheiten, welcher auf drei Maschinen mit den Prozessdauern $pc_{11} = 3$, $pc_{12} = 4$ und $pc_{13} = 2$ Zeiteinheiten

⁷¹ Vgl. Chen / Steiner (1998), S. 1075.

gefertigt wird, jeweils diskret aufgeteilt unter der Annahme von Sublot Availability. Die Schedules sind dabei semi-aktiv, d.h. alle Bearbeitungen beginnen so früh wie möglich.⁷² Rüstprozesse werden nicht betrachtet.



⁷² Ein semi-aktiver Plan ist dadurch gekennzeichnet, dass die Startzeit einer beliebigen Operation auf einer beliebigen Maschine entweder gleich ihrem Fertigstellungszeitpunkt auf der vorangegangenen Maschine oder gleich dem Fertigstellungszeitpunkt einer anderen Operation auf der aktuellen Maschine ist, sofern diese andere Operation die Maschine blockiert (vgl. Pinedo (2005), S. 105).

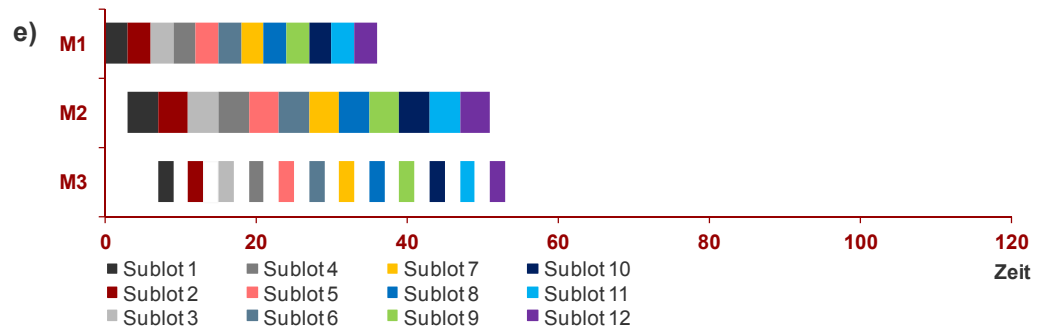


Abbildung 6: Varianten der Einlastung eines Loses ohne und mit Lot Streaming

Wird von einer Minimierung der maximalen Durchlaufzeit, auch Makespan genannt, als Zielfunktion ausgegangen, kann durch den Einsatz von Lot Streaming der Zielfunktionswert im oben aufgezeigten Beispiel erheblich reduziert werden, wobei US hier das beste Einsparpotenzial bieten. Die Eignung eines konkreten Einlastungsplans zur bestmöglichen Erreichung einer Zielsetzung ist jedoch immer von der konkret betrachteten Zielfunktion selbst abhängig, das heißt ein Schedule zur Minimierung der maximalen Durchlaufzeit kann eine völlig andere Charakteristik haben als bspw. ein Schedule zur Minimierung der Terminabweichung.

An diesen Abschnitt anschließend wird auf sog. Dominanzbeziehungen eingegangen, welche auf verschiedenen Ausprägungsformen der Sublot-Größen sowie bestimmten anderen Restriktionen basieren. Diese haben einen entscheidenden Einfluss auf die Gestaltungsmöglichkeiten zur Optimierung einer Zielfunktion.

2.5.3 Dominanzbeziehungen verschiedener Lot Streaming-Restriktionen

Die Kombinationsmöglichkeiten verschiedener Restriktionen im Lot Streaming-Konzept führen zu einer Art „Hierarchie“, welche sich in Form von Dominanzbeziehungen darstellen lässt. In der Literatur findet sich dabei vor allem das Beziehungsgeflecht aus Restriktionen hinsichtlich der Variabilität von Sublot-Größen (VS, CS oder ES) und den Maschinenstillstandszeiten (II oder NI), wie es in Abbildung 7 exemplarisch aufgezeigt wird. Dabei weisen die Pfeile von dominierten zu dominierenden⁷³ Kombinationen.

⁷³ Dominiert bedeutet hier, dass es weniger restriktive Ausprägungen gibt, die den Alternativenraum bei der Lösungssuche vergrößern (bspw. wird CS/II dominiert, weil VS/II weniger restriktiv ist). Dominierend ist folglich das sinngemäße Gegenteil und bedeutet, dass es restriktivere Ausprägungen mit einem kleineren Alternativenraum gibt (bspw. ist VS/II dominierend gegenüber CS/II).

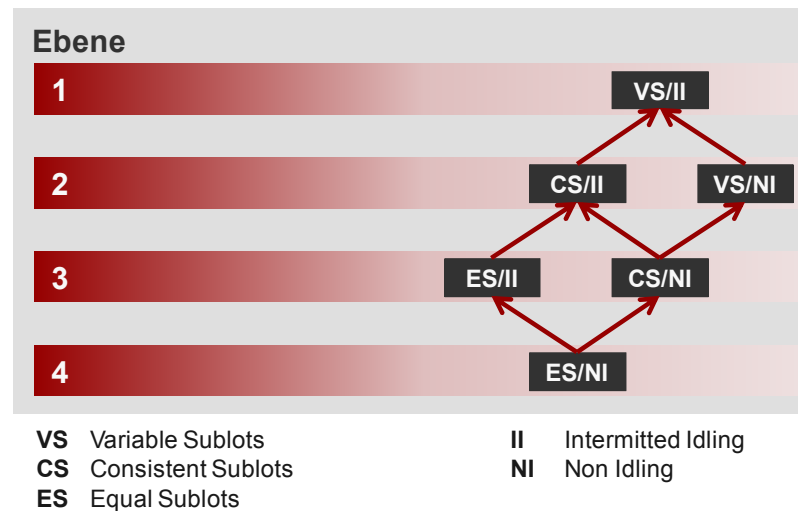


Abbildung 7: Dominanzbeziehungen von Sublot-Größen und Stillstandszeiten⁷⁴

Das am wenigsten restriktive Modell in der ersten Ebene (VS/II) erlaubt Variable Sublots und Intermitted Idling und dominiert die anderen Modelle. Hierdurch ist die größte Flexibilität beim Erreichen eines optimalen Zielfunktionswertes gegeben. In der zweiten Ebene werden entweder Consistent Sublots mit Intermitted Idling (CS/II) oder Variable Sublots mit No Idling (VS/Ni) gefordert, welche gegenüber (VS/II) bei der Zielloptimierung kleinere Alternativenräume bieten. In der dritten Ebene finden sich Consistent Sublots mit No Idling (CS/Ni) als eine Kombination der Alternativen der zweiten Ebene, sowie Equal Sublots mit Intermitted Idling (ES/II) als Spezialform der Consistent Sublots. Der restriktivste Fall ist in der vierten Ebene mit Equal Sublots und No Idling gegeben (ES/Ni).⁷⁵

Abbildung 7 veranschaulicht, wie einzelne Problem instanzen in der Lot Streaming-Literatur hinsichtlich ihrer Restriktionen und Möglichkeiten zur Erreichung eines optimalen Zielfunktionswertes klassifiziert werden können. Diese Darstellung ist nicht abschließend und könnte hinsichtlich jeder weiteren Form von Restriktion abgeändert, verfeinert oder ergänzt werden. Darauf wird in dieser Arbeit nicht weiter eingegangen.

2.6 Scheduling von Aufträgen unter Einbezug von Lot Streaming

Die Einplanungsreihenfolge der Aufträge, respektive der einzelnen Sublots, erfolgt unter Beachtung von Restriktionen mit dem Ziel, eine gegebene Zielfunktion zu

⁷⁴ Eigene Darstellung in enger Anlehnung an Trietsch / Baker (1993), S. 1069.

⁷⁵ Vgl. Trietsch / Baker (1993), S. 1068 - 1069.

extremieren. Dieser auch Sequenzierung genannten Prozess hat fast immer eine Minimierungsfunktion zur Grundlage, welche regulär oder nicht-regulär sein kann. Eine Zielfunktion wird regulär genannt, wenn sie eine in Variablen monoton steigende Funktion ist, bspw. der Variablen C_1 bis C_J für die Zielfunktion Minimierung der Gesamtdurchlaufzeit ($\min C_{max}$). Zielfunktionen, welche simultan die Verfrühung und die Verspätung einbeziehen, sind i. d. R. nicht-regulär.⁷⁶

Für viele Zielfunktionen ist der Fertigstellungszeitpunkt eines Auftrags bzw. eines Sublots auf der letzten Bearbeitungsstufe ausschlaggebend für den Zielfunktionswert. Dabei werden drei Kategorien hinsichtlich des Abschlusskriteriums einer Bearbeitung in der Lot Streaming-Literatur unterschieden, welche wie folgt definiert sind: Job Completion Time-Modelle erfordern die Fertigstellung aller Lose eines Auftrags, bevor dieser als beendet angesehen und dem Kunden zugestellt werden kann. Sublot Completion Time-Modelle hingegen erlauben die Belieferung des Kunden nach Fertigstellung der jeweiligen Sublots, folglich gilt die Bearbeitung eines Teilauftrags als abgeschlossen, wenn ein Sublot die letzte Bearbeitungsstufe beendet hat, auch wenn andere Sublots sich noch im Fertigungsprozess befinden. Item Completion Time-Modelle sind am wenigsten restriktiv und erlauben den Versand jeder einzelnen Produkteinheit an den Kunden nach ihrer Fertigstellung.⁷⁷ Die gängigste Form in der Lot Streaming-Literatur stellt dabei das Sublot Completion Time-Modell dar.

Im Folgenden werden in der Literatur häufig anzutreffende Zielfunktionen aufgeführt und erläutert. Es ist anzumerken, dass die hier getroffene Auflistung an Zielfunktionen keinen Anspruch auf Vollständigkeit erhebt, sondern ein Grundverständnis für die nachfolgenden Kapitel schaffen soll.

⁷⁶ Vgl. Brucker (2007), S. 7.

⁷⁷ Vgl. Sen / Topaloglu / Benli (1998), S. 43.

2.6.1 Durchlaufzeitbezogene Zielfunktionen

In diesem Abschnitt wird eine Reihe von konvexen Zielfunktionen vorgestellt, die sich i. d. R. mit vertretbarem Rechenaufwand auch für große Problem instanzen optimal lösen lassen (je nach zu betrachtenden Restriktionen). Der Fokus liegt dabei auf Zielfunktionen, welche die Durchlaufzeit der Aufträge berücksichtigen, da diese in der Lot Streaming-Literatur bislang schwerpunktmäßig untersucht wurden.

Die Gesamtdurchlaufzeit aller Aufträge, auch Flow Time genannt, errechnet sich als die Summe der Fertigstellungszeitpunkte C_j der einzelnen Aufträge j multipliziert mit der Anzahl ihrer Einheiten i_j :⁷⁸

$$\min \sum_{j=1}^J C_j * i_j \quad (6)$$

Eine vor allem in der Lot Streaming-Literatur sehr häufig untersuchte Zielfunktion ist die Minimierung der maximalen Durchlaufzeit, auch Makespan genannt. Hierunter wird die Dauer von Beginn der Auftragsfreigabe für den ersten Job bis zur Vollendung des letzten Prozessschrittes der letzten Einheit des letzten Auftrags verstanden:⁷⁹

$$\min(\max \{C_j\}) \quad \forall j \quad (7)$$

Eine alternative durchlaufzeitbezogene Zielsetzung, welche in der Literatur breite Anwendung findet, ist die Minimierung der durchschnittlichen Durchlaufzeit über alle Aufträge, Mean Flow Time genannt:⁸⁰

$$\min \frac{\sum_{j=1}^J C_j * i_j}{J} \quad (8)$$

Die Zielsetzung kurzer Durchlaufzeiten wird häufig dann angewendet, wenn die Zeitstrecke der Wertschöpfung möglichst schnell zu überwinden ist.⁸¹

Ein alternativer Ansatz, der mit Lot Streaming häufig in Verbindung gebracht wird, ist die Reduzierung des WIP. Hohe Bestände in den Zwischenlagern binden Kapital und behindern den Produktionsprozess, zudem erfordern sie Materialhandhabungskosten

⁷⁸ Vgl. Bukchin / Masin / Kirshner (2010), S. 356.

⁷⁹ Vgl. Bukchin / Masin / Kirshner (2010), S. 356.

⁸⁰ Vgl. Kropp / Smunt (1990), S. 694. Da J im Nenner konstant ist, ist die Minimierung von Formel (8) gleichbedeutend mit der Minimierung von Formel (6).

⁸¹ Vgl. Günther / Tempelmeier (2005), S. 3.

und können schnell veralten oder unbrauchbar werden. Ihre Bewertung erfolgt i. d. R. in Form einer kostenbasierten, monetären Zielfunktion. Der WIP kann durch die Minimierung der durchschnittlichen Durchlaufzeit als Zielfunktionswert reduziert werden.⁸²

Weitere Zielfunktionen, welche in der Scheduling-Literatur mit und ohne Lot Streaming angewandt werden, beschäftigen sich mit anderen monetären Zielgrößen wie bspw. Rüstkosten oder Materialhandhabungskosten. Dabei finden sich auch Zielsetzungen in Form von kostenbasierten Funktionen mit mehreren Einzelbestandteilen. Zudem lassen sich Ansätze finden, welche die Warte- und / oder Stillstandszeiten der Aufträge bzw. Maschinen reduzieren. Darüber hinaus gibt es Untersuchungen in der Scheduling-Literatur zur Minimierung von Varianzwerten und somit zur Sicherstellung eines gleichmäßigen Produktionsverlaufs,⁸³ welche allerdings im Rahmen der Lot Streaming-Forschung noch keine Beachtung gefunden haben.

Mit den oben aufgezeigten Funktionen zu durchlaufzeitbezogenen Zielsetzungen können die Lot Streaming-Ansätze in Abschnitt 3.1 vorgestellt werden. Da diese Arbeit einen besonderen Fokus auf Zielsetzungen zur Minimierung von Terminabweichungen legt, wird auf die entsprechenden Funktionen im nächsten Abschnitt gesondert eingegangen.

2.6.2 Terminabweichungsbezogene Zielfunktionen

Zielfunktionen, welche sich mit Terminabweichungen beschäftigen und nicht-regulär sind, lassen sich in vielfältiger Hinsicht definieren. Bevor in diesem Abschnitt auf verschiedene Ausprägungsformen, wie sie in der Literatur untersucht werden, eingegangen wird, sei zunächst grundlegend die Terminabweichung definiert. Eine Verfrühung E_j eines Auftrags j tritt ein, wenn der Fertigstellungszeitpunkt C_j dieses Auftrags vor seinem Fälligkeitstermin d_j liegt. Analog liegt eine Verspätung T_j vor, wenn seine Fertigstellung nach dem Fälligkeitstermin erfolgt.

Die Formeln (9) und (10) veranschaulichen diese Beziehung:⁸⁴

$$E_j = \max\{0; d_j - C_j\} \quad \forall j \quad (9)$$

⁸² Vgl. Pinedo (2005), S. 31.

⁸³ Vgl. bspw. Thiagarajan / Rajendran (2005).

⁸⁴ Vgl. Gordon / Proth / Chu (1998), S. 2.

$$T_j = \max\{0; C_j - d_j\} \quad \forall j \quad (10)$$

Basierend auf diesem Verständnis können die im Folgenden vorgestellten Zielfunktionen definiert werden, wobei deren Auflistung nicht abschließend ist, sondern lediglich die vor allem in der Lot Streaming-Literatur anzutreffenden Formen aufführt. Für eine umfassende Auflistung von terminabweichungsbasierten Zielfunktionen kann bspw. auf Kanagasabapathi et al. verwiesen werden.⁸⁵

Die erste hier vorgestellte Zielfunktion ist die Minimierung der absoluten Terminabweichung. Diese Zielsetzung wird häufig auch als Minimierung der absoluten Abweichung der Fertigstellungstermine von ihren Due Dates bezeichnet.⁸⁶

$$\min \sum_{j=1}^J |C_j - d_j| = \sum_{j=1}^J (E_j + T_j) \quad (11)$$

Einige Untersuchungen in der Literatur betrachten keine Verfrühungen,⁸⁷ sondern lediglich Verspätungen, weil diese in der Praxis i. d. R. eine große Auswirkung auf die Kundenbeziehung haben, zu früh fertig gestellte Ware jedoch lediglich seitens des produzierenden Unternehmens zu Problemen führen kann. Die Formel (11) ändert sich hierbei wie in Formel (12) gezeigt:⁸⁸

$$\min \sum_{j=1}^J (C_j - d_j)^+ = \sum_{j=1}^J T_j \quad (12)$$

In einigen Untersuchen wird die Terminabweichung zudem gewichtet. Dies kann entweder pauschal mit einem Gewichtungsfaktor für Strafkosten aus Verfrühungen (ep) sowie Verspätungen (tp) erfolgen, oder durch einen auftragsabhängigen Gewichtungsfaktor umgesetzt werden, der sich bspw. aus der Anzahl Einheiten des Auftrags ergibt. Die Minimierungsfunktion für die gewichtete Terminabweichung ist nachfolgend in Formel (13) aufgezeigt, wobei ep_j ein konstanter Gewichtungsfaktor für die Verfrühung und tp_j für die Verspätung von Auftrag j ist.⁸⁹

$$\min \sum_{j=1}^J (ep_j * E_j + tp_j * T_j) \quad (13)$$

⁸⁵ Vgl. Kanagasabapathi / Rajendran / Ananthanarayanan (2010).

⁸⁶ Vgl. Gordon / Proth / Chu (2002), S. 4.

⁸⁷ Vgl. bspw. Wagner / Ragatz (1994).

⁸⁸ Vgl. Kim (1993a), S. 393.

⁸⁹ Vgl. Lauff / Werner (2004), S. 644.

Es sei an dieser Stelle bereits angemerkt, dass das Grundprinzip der in Formel (13) aufgezeigten Zielfunktion in Abschnitt 4.2.2 bei der Aufstellung eines Modells zur Ermittlung von Terminabweichungen Anwendung findet.

Es gibt zudem Untersuchungen, welche nicht-lineare Zielsetzungen mit einer höheren Rechenkomplexität verwenden.⁹⁰ Ein Beispiel ist die Minimierung der quadrierten Abweichung von Fälligkeitsterminen. Hierdurch wird auf ein ausgeglichenes Verhältnis der Terminabweichungen abgezielt, weil stärkere Abweichungen durch die Quadrierung überproportional bestraft werden:

$$\min \sum_{j=1}^J (C_j - d_j)^2 \quad (14)$$

Hieran schließt sich eine Zielfunktion an, welche die Abweichung von der durchschnittlichen Terminabweichung reduziert und somit eine geringe Schwankungsbreite erzielt, wodurch die Varianz der Abweichungen minimiert wird.⁹¹ Die durchschnittliche Verfrühung bzw. Verspätung über alle Aufträge wird durch \bar{E} und \bar{T} ermittelt, wodurch sich die folgende Berechnung der Minimierungsfunktion ergibt:

$$\min \sum_{j=1}^J ((E_j - \bar{E})^2 + (T_j - \bar{T})^2) \quad (15)$$

Eine in der Literatur weit verbreitete Zielsetzung findet sich in der Minimierung der gewichteten durchschnittlichen Terminabweichung:⁹²

$$\min \bar{E} + \bar{T} = \frac{1}{J} * \sum_{i=1}^J (ep_j * E_j + tp_j * T_j) \quad (16)$$

Zuletzt wird hier noch ein Ansatz aufgeführt, welcher die Anzahl verfrühter bzw. verspäteter Aufträge minimiert, gleichgültig wie hoch die entsprechende Terminabweichung ausfällt und wie groß der Auftrag ist.⁹³ Hierzu wird in Formel (17) für die Betrachtung verspäteter Aufträge zunächst eine Binärvariable qt_j definiert, welche den Wert 1 annimmt, wenn der entsprechende Auftrag eine Verspätung aufweist, bzw. 0 falls nicht:

⁹⁰ Vgl. bspw. Yoon / Ventura (2002a).

⁹¹ Vgl. Dominic / Kaliyamoorthy / Kumar (2004), S. 70.

⁹² Vgl. Dominic / Kaliyamoorthy / Kumar (2004), S. 70. Da J im Nenner konstant ist, ist die Minimierung von Formel (16) gleichbedeutend mit der Minimierung von Formel (13).

⁹³ Vgl. bspw. Croce / Gupta / Tadei (2000), S. 376. Es ist zu beachten, dass Croce et al. das Problem als Maximierung der Anzahl nicht verspäteter Jobs darstellen.

$$qt_j = \begin{cases} 1 & \text{wenn } C_j - d_j > 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad \forall j \quad (17)$$

Die hierauf basierende Zielfunktion zur Minimierung der Anzahl verspäteter Aufträge lautet:

$$\min \sum_{j=1}^J qt_j \quad (18)$$

Eine Formel zur Ermittlung verfrühter Aufträge kann analog aufgebaut werden. Die Anzahl verfrühter Aufträge wurde bislang in der Lot Streaming-Literatur nicht behandelt, was auf die praxisnahen Gründe, wie sie zuvor bereits aufgeführt wurden, zurückzuführen sein dürfte.

Damit ist die Erläuterung einer Auswahl an Zielfunktionen, sowohl mit Bezug zu Durchlaufzeiten als auch Terminabweichungen, abgeschlossen. Wie in Abschnitt 3.2 ausgeführt wird, wurde bislang in der Lot Streaming-Forschung das Thema Terminabweichung nur in engen Grenzen untersucht, was vor allem auf die hohe Rechenkomplexität zurückzuführen sein dürfte. Kapitel 4 zeigt hierfür ein neues Verfahren auf, welches auf Formel (13) beruht. Für die Ermittlung des optimalen Zielfunktionswertes unter Berücksichtigung aller Restriktionen können verschiedene Verfahren angewendet werden, welche sich nach ihrer Lösungsgüte klassifizieren lassen, respektive ob sie einen optimalen Zielfunktionswert ermitteln oder eine möglichst gute Näherungslösung liefern.

2.7 Optimierende und heuristische Lösungsansätze

Die Lösungsmethoden, welche zur Ermittlung des Zielfunktionswertes eingesetzt werden, lassen sich einteilen in analytische Herangehensweisen, Heuristiken und Experimente.⁹⁴ In die erste Kategorie fallen Optimierungsmethoden wie mathematische Programmierung, welche optimale Ergebnisse ermitteln. Heuristiken werden hingegen eingesetzt, wenn eine optimale Bestimmung der Zielfunktionswerte nicht oder nur mit sehr großem Zeitaufwand möglich ist. Experimente werden in der Regel in Form von Simulationen durchgeführt und können zur Bestimmung guter Vorgehensweisen für ein bestimmtes Modell verwendet werden.

⁹⁴ Vgl. Chang / Chiu (2005), S. 1525.

Für eine schnelle Lösungsfindung ist unter anderem ausschlaggebend, ob eine Funktion (streng) konvex ist und somit keine lokalen Optima aufweist. Hingegen ist die Lösungssuche in Funktionen mit mehreren lokalen Optima wesentlich schwieriger und erfordert daher zumeist den Einsatz von Heuristiken, um eine möglichst gute Lösung zu bestimmen.

Optimale Lösungen durch analytische Herangehensweisen können für einfache lineare Probleme oft durch den Einsatz linearer Programmierung gefunden werden. Lineare Programme zeichnen sich dadurch aus, dass ihre Restriktionen sowie die Zielfunktion linearen Charakter haben und die Variablen kontinuierlich sind.⁹⁵ Ist für einzelne Variablen eine Ganzzahligkeitsbedingung gegeben, so wird von einem gemischt-ganzzahligen Programm (Mixed Integer Program bzw. MIP) gesprochen.⁹⁶ Derartige Verfahren finden in Kapitel 4 Anwendung. Für eine ausführliche Erläuterung zu analytischen Lösungsverfahren wird an dieser Stelle auf Domschke / Drexl (2005) verwiesen. Diese analytischen Methoden zeichnen sich durch ihre allgemeine Gültigkeit aus.⁹⁷

Zur Minimierung schwieriger Probleme, welche sich nicht mit polynomialem Zeitaufwand exakt lösen lassen, wie bspw. die Terminabweichungen in Flow Shop-Umgebungen, werden in der Literatur viele heuristische Verfahren vorgestellt.⁹⁸ Probleme zur Minimierung der Terminabweichung sind meist NP-schwierig⁹⁹ und können daher selbst für kleine Probleminstanzen nicht durch den Einsatz von mathematischer Optimierung in vertretbarer Zeit optimal gelöst werden.

Heuristiken suchen nur eine Teilmenge des zulässigen Lösungsbereichs ab und liefern daher im Allgemeinen suboptimale Lösungen. Sie lassen sich klassifizieren nach Eröffnungsverfahren und Verbesserungsverfahren. Erstere konstruieren eine zulässige (Anfangs-) Lösung, letztere verbessern eine gegebene Lösung sukzessiv. Oftmals

⁹⁵ Vgl. Pinedo (2005), S. 383.

⁹⁶ Vgl. Pinedo (2005), S. 388.

⁹⁷ Vgl. Sarin / Jaiprakash (2007), S. 9 - 10.

⁹⁸ Vgl. bspw. Kim (1993b).

⁹⁹ Die Komplexitätstheorie unterteilt Entscheidungsprobleme grob in einfach und schwer. Entscheidungsprobleme, welche sich mit polynomialem Zeitaufwand in Abhängigkeit von der Problemgröße lösen lassen, werden der Klasse P zugeordnet. Probleme, die sich nicht mit polynomialem Zeitaufwand lösen lassen, gehören der Klasse NP an (vgl. Brucker (2007), S. 37 - 40). Für eine ausführliche Erläuterung wird an dieser Stelle auf Garey / Johnson (1979) verwiesen. Bspw. ist die Minimierung der Anzahl verspäteter Aufträge in einem Flow Shop NP-schwer (vgl. Croce / Gupta / Tadei (2000), S. 376). Eine Klassifikation verschiedener Scheduling-Probleme findet sich zudem in Brucker / Knust (2009).

erfolgt eine Kombination von Eröffnungs- und Verbesserungsverfahren, um schwierige Optimierungsprobleme näherungsweise zu lösen.¹⁰⁰

Zwei weit verbreitete heuristische Verfahren sind Simulated Annealing¹⁰¹ sowie Tabu Search.¹⁰² Weitere Verfahren sind bspw. Variable Neighborhood Search,¹⁰³ Particle Swarm Optimization¹⁰⁴ oder Ant Colony Optimization.¹⁰⁵ In Kapitel 3 wird aufgezeigt, dass vor allem evolutionäre Algorithmen, allen voran der sog. Genetische Algorithmus (GA), in der Lot Streaming-Literatur Verwendung finden. Beispiele sind die Untersuchungen von Kumar / Bagchi / Sriskandarajah (2000), Yoon / Ventura (2002b) sowie Low / Hsu / Huang (2004). In Kapitel 5 wird ebenfalls ein GA entwickelt.

Genetische Algorithmen zeichnen sich dadurch aus, dass sie sowohl Zufallseinflüsse als auch gerichtete Verfahren bei ihrer Suche nach einem globalen Optimum einsetzen.¹⁰⁶ Im Vergleich zu anderen Heuristiken bilden sie Lösungen in Form von kodierten Parametern ab und verwenden nicht die eigentlichen Parameter, vor allem aber gehen sie von einer Population an Startpunkten und nicht von einem einzigen Punkt bei der Suche nach der optimalen Lösung aus.¹⁰⁷ Ihre Entwicklung geht auf Holland (1975) zurück.¹⁰⁸ Eine ausführliche Beschreibung dieses Typs von Heuristiken kann Goldberg (1989) entnommen werden, sowie dem darauf aufbauenden Werk aus dem Jahr 2002.¹⁰⁹ Zudem bieten Davis (1991) und Mitchell (1998) allgemeine Einführungen in Genetische Algorithmen. Auf eine detailliertere anwendungsorientierte Beschreibung wird an dieser Stelle verzichtet und aus didaktischen Gründen auf die Entwicklung eines GA zur Verbesserung der Scheduling-Reihenfolge in Kapitel 5 verwiesen.

¹⁰⁰ Vgl. Neumann / Morlock (2002), S. 403.

¹⁰¹ Eine allgemeingültige Erläuterung und Formulierung findet sich bspw. in Connolly (1992).

¹⁰² Eine ausführliche Vorstellung der Tabu Search-Methode kann Glover / Laguna (1997) entnommen werden.

¹⁰³ Vgl. bspw. Mladenovic / Hansen (1997).

¹⁰⁴ Vgl. bspw. Kennedy / Eberhart (1995).

¹⁰⁵ Vgl. bspw. Dorigo / Stützle (2009).

¹⁰⁶ Vgl. Kumar / Bagchi / Sriskandarajah (2000), S. 159. Bei metaheuristischen Suchverfahren wie bspw. dem GA ist v. a. ein balancierter Ausgleich zwischen Diversifikation der (Ausgangs-)Lösungen, etwa der Heterogenität von Chromosomen, und der Intensivierungsstrategie des Verfahrens, sprich der Suchstrategie im näheren Lösungsraum einer Lösung, wichtig. Hierdurch soll einerseits sichergestellt sein, dass lokale Optima verlassen werden können, jedoch auch eine gerichtete Suche im umliegenden Lösungsraum ermöglicht wird, um eine bessere Lösung finden zu können (vgl. hierzu bspw. Luke (2013)).

¹⁰⁷ Vgl. Goldberg (1989), S. 7.

¹⁰⁸ An dieser Stelle sei auch auf die grundlegenden Arbeiten zur Leistungsfähigkeit von Genetischen Algorithmen unter verschiedenen Einstellungen in Jong (1975) verwiesen, die unter Holland entstanden.

¹⁰⁹ Vgl. Goldberg (2002).

2.8 Notations- und Klassifizierungsschemata für Schedulingmodelle

Um die Vielfalt der bisherigen Untersuchungen strukturieren zu können und somit einen Überblick zum aktuellen Forschungsstand zu erhalten, empfiehlt es sich, ein in der Literatur bereits etabliertes Notations- und Klassifikationsschemata anzuwenden. Dieses geht auf einen Aufsatz von Graham et al. aus dem Jahr 1979 zurück.¹¹⁰

Das Klassifikationsschema ist in Form von drei Hauptdimensionen α , β und γ strukturiert. α gibt dabei Informationen zu der Maschinenumgebung, β zu den Aufträgen und γ zu den Zielfunktionen bzw. Optimalitätskriterien an. Jede dieser drei Dimensionen, welche durch ein | getrennt werden, kann eine Reihe von Subdimensionen annehmen, wodurch die zugrunde liegenden Eigenschaften näher spezifiziert werden. Sofern mehrere Fälle innerhalb einer Untersuchung behandelt werden, sind diese mittels / gekennzeichnet. Ist eine Subdimension nicht angegeben, so gilt sie als nicht relevant für das betrachtete Problem bzw. als von den Autoren nicht näher spezifiziert. Für diese Arbeit werden in enger Anlehnung an Graham et al. die in den folgenden Abschnitten genannten Ausprägungen verwendet.

2.8.1 Klassifikation von Maschinenumgebungen

Das Feld α untergliedert sich in $\alpha = \alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$, wobei ersteres die Maschinenanordnung angibt, gefolgt von der Anzahl Maschinen des zu betrachtenden Produktionssystems und letzteres auf Besonderheiten der Fertigung wie Buffer oder erlaubte Stillstandszeiten der Maschinen hinweist. Die möglichen Ausprägungen sind in Tabelle 1 nachfolgend zu finden.

Tabelle 1: Klassifikation des Produktionssystems über α

α_1	PAR	Parallele Maschinen
	FS	Flow Shop
	PFS	Permutation Flow Shop
	OS	Open Shop
	JS	Job Shop
	AJS	Assembly Job Shop

¹¹⁰ Vgl. Graham et al. (1979).

	MS	Mixed Shop
α_2	1...M	Konkret bestimmte Anzahl Maschinen
	M	Unbestimmte Anzahl Maschinen
α_3	perm	Permutation Schedule
	II	Intermitted Idling
	NI	No Idling
	Buf	Es liegen Kapazitätsrestriktionen für Buffer vor

2.8.2 Klassifikation von Auftragseigenschaften

Die Hauptdimension β gibt die Eigenschaften der Aufträge an und kann je nach untersuchter Problemstellung relativ umfangreich sein. Es gilt $\beta \subseteq \{\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6, \beta_7, \beta_8\}$, wobei in der Regel nicht alle Ausprägungen gleichzeitig Anwendung finden. Sie gliedert sich in die Unterkategorien wie in Tabelle 2 angegeben.

Tabelle 2: Klassifikation der Jobeigenschaften über β

β_1	1...J	Konkret bestimmte Anzahl zu bearbeitender Aufträge
	J	Unbestimmte Anzahl zu bearbeitender Aufträge
β_2	1...S	Konkret bestimmte Anzahl Sublots
	S	Unbestimmte Anzahl Sublots
β_3	con	Continuous Sublots
	dis	Discrete Sublots
β_4	ES	Equal Sublots
	CS	Consistent Sublots
	VS	Variable Sublots
	US	Unit sized Sublots
β_5	W	Waiting erlaubt
	noW	Kein Waiting erlaubt (No Wait)

β_6	aS	Attached Setups
	dS	Detached Setups
β_7	prmt	Preemption explizit erlaubt

2.8.3 Klassifikation des Optimierungskriteriums

Als letzte Hauptdimension wird mit γ die zu optimierende Zielfunktion angegeben. Die in dieser Arbeit untersuchten Zielsetzungen sind ausschließlich Minimierungsfunktionen, sodass auf den Zusatz „Min“ im weiteren Verlauf verzichtet wird. Die in Tabelle 3 genannten Ausprägungen für γ finden Anwendung.

Tabelle 3: Klassifikation der Zielfunktionen über γ

γ_1	C_{\max}	Makespan
	F	Total Flow Time
	mF	Mean Flow Time
	T	Tardiness
	mT	Mean Tardiness
	N	Anzahl verspäteter Aufträge
	C-d	Abweichung von Due Dates (Earliness und Tardiness)
	Cost	Kostenbasierte Zielfunktion
	avgWIP	Durchschnittlicher Work in Process
	X	Nicht termingerecht fertiggestellte Menge

Im nachfolgenden Kapitel wird mit Hilfe des hier vorgestellten Klassifikationsschemas ein Überblick der wichtigsten bisherigen Publikationen zu Lot Streaming gegeben, welche die Grundlage zur Einordnung dieser Arbeit in die Literatur darstellen.

In diesem Kapitel wurden verschiedene Produktionsumgebungen vorgestellt sowie auf die Berücksichtigung von Lieferterminen bei der operativen Produktionssteuerung eingegangen. Für die Einlastung dieser Aufträge auf den Maschinen wurden eine Reihe von Prioritätsregeln sowie Verfahren zur Bestimmung von Fälligkeitsterminen vorgestellt, welche für verschiedene der genannten Zielfunktionen Anwendung finden können. Das Verfahren des Lot Streamings wurde als Möglichkeit zur Verbesserung

von Schedules erläutert und darauf aufbauend die Rechenkomplexität sowie die damit verbundenen Lösungsmethoden aufgezeigt. Abschließend erfolgte die Vorstellung eines Klassifikationsschemas, welches eine leichte Erfassung und Strukturierung der untersuchten Modelle gewährleistet. Dieses theoretische Verständnis bildet die Grundlage für die Literaturanalyse in Kapitel 3 sowie die Entwicklung eines neuen Modellierungsansatzes in Kapitel 4.

3 Literaturüberblick zu Lot Streaming-Forschungen

Im Folgenden werden die wichtigsten Forschungsergebnisse zu Lot Streaming zusammengefasst, wobei das Klassifikationsschema aus Kapitel 2 Anwendung findet. Dieses Kapitel ist in zwei Abschnitte untergliedert, welche Untersuchungen ohne und mit Terminabweichungen aufzeigen. Dabei wird vor allem auf die umfassende Literatur zu Makespan-Zielfunktionen im Gegensatz zu den nur sehr spärlich vorhandenen Forschungen zu Due Date-Zielfunktionen Bezug genommen. Die Auflistung der Lot Streaming-Literatur für nicht terminbezogene Zielsetzungen erhebt keinen Anspruch auf Vollständigkeit.

Wie bereits ausgeführt, wurde die Lot Streaming-Forschung durch Reiter im Jahr 1966 eingeführt.¹¹¹ Beachtung fand das Thema in den 1980er und 1990er Jahren, in denen die wichtigsten Grundlagenarbeiten zu Lot Streaming publiziert wurden. Die 1980er Jahre konzentrierten sich dabei zunächst auf einfache Fälle mit zumeist nur zwei oder drei Maschinen sowie einem oder zwei Aufträgen. Später wurden Rüstprozesse mit einbezogen und die betrachteten Probleminstanzen sukzessive um weitere Restriktionen erweitert. Die NP-Vollständigkeit einiger Problemstellungen führte seit der Jahrtausendwende zu einer vielfältigen Entwicklung von Heuristiken und Meta-Heuristiken.

Fast alle Forschungen zu Lot Streaming beziehen sich auf Flow Shop-Produktionsumgebungen, nur wenige betrachten Job Shops, Open Shops, Mixed Shops oder Assembly Job Shops. Eine erste zusammenfassende Auflistung der bisherigen Forschungsergebnisse wurde 1992 von Potts und van Wassenhove aufgestellt.¹¹² Weitaus ausführlicher ist die Auflistung der Lot Streaming-Literatur von Chang und Chiu aus dem Jahr 2005.¹¹³ Der Vollständigkeit halber sei hier auch auf einen Aufsatz von Potts und Kovalyov hingewiesen, die im Jahr 2000 eine Übersicht zur Batching-Literatur gaben.¹¹⁴

In den Abschnitten 3.1 und 3.2 folgt eine Auflistung der wichtigsten Forschungsergebnisse zu Lot Splitting und Lot Streaming. Auf spezielle Eigenschaften der untersuchten Modelle wird dabei hingewiesen. Sofern keine expliziten Angaben zu

¹¹¹ Vgl. Reiter (1966).

¹¹² Vgl. Potts / van Wassenhove (1992).

¹¹³ Vgl. Chang / Chiu (2005).

¹¹⁴ Vgl. Potts / Kovalyov (2000).

bestimmten Eigenschaften gemacht werden, gelten sie als von den Autoren nicht berücksichtigt oder erläutert bzw. für den betrachteten Ansatz als nicht relevant. In diesen Fällen werden keine Ausprägungen für α , β oder γ angegeben. Die Forschungsergebnisse werden chronologisch vorgestellt, wobei Abschnitt 3.1 Due Date-bezogene Zielfunktionen ausschließt und diese aus Gründen der Relevanz und der Übersichtlichkeit in Abschnitt 3.2 gesondert beschrieben werden. Abschnitt 3.3 fasst offene Forschungsfragen aus der Literaturanalyse zusammen.

Da die Literatur fast ausschließlich in englischer Sprache erschienen ist, werden – wie im sonstigen Verlauf dieser Arbeit – die entsprechenden Begriffe aus dem Englischen verwendet, um die Problemstellungen zu beschreiben. Eine Ausnahme bildet ein in der deutschen Literatur 2008 erschienener Aufsatz über das Lot Streaming-Konzept von Buscher.¹¹⁵

Wenn nicht explizit abweichend angegeben, gelten die folgenden grundlegenden Annahmen: die Anzahl Sublots ist bekannt, ebenso dürfen Aufträge bzw. ihre Sublots während der Produktion vermischt werden (sog. Intermingling). Preemption wird ausgeschlossen. Buffer zwischen einzelnen Maschinenstufen gelten als unbegrenzt verfügbar und Intermitted Idling ist erlaubt, ebenso das Warten von Aufträgen vor der nachfolgenden Maschinenstufe.

3.1 Entwicklung der Lot Streaming-Forschung

In diesem Abschnitt werden Publikationen zu Lot Streaming chronologisch vorgestellt, welche keine Optimierung von Terminabweichungen als Zielsetzung betrachten. Die Auflistung erhebt dabei keinen Anspruch auf Vollständigkeit oder Detailgenauigkeit, sondern soll dem Leser vor allem die bisherige Entwicklung der Lot Streaming-Arbeiten aufzeigen.

Der Begriff Lot Streaming wird von Stanley Reiter geprägt. 1966 veröffentlicht er eine Untersuchung zu Planung, Reihenfolgebestimmung und Produktionscontrolling in einem Job Shop, in der er schreibt: „it may be advantageous to shorten the time-to-

¹¹⁵ Vgl. Buscher (2008).

completion by processing the job in sublots accumulated as the long-running operation completes pieces. This we call ... Lot Streaming."¹¹⁶

Szendrovits untersucht 1975 die Minimierung der Kosten pro Los über die Bestimmung einer optimalen Zykluszeit. Grundlage ist ein M -Maschinen Flow Shop mit einem Auftrag und S Equal Sublots. Der monetären Zielfunktion liegen Kosten pro Los sowie Lagerhaltungskosten zugrunde. Die Maschinen müssen einmalig gerüstet werden, wobei ein attached Setup angenommen wird. Das vorgestellte Verfahren liefert hierbei gute Ergebnisse und wird als (FS, $M \mid 1, S, ES \mid \text{Cost}$) klassifiziert.¹¹⁷ Die Bestimmung einer optimalen Losgröße erfolgt 1976 durch Goyal für das Szendrovits-Modell.¹¹⁸

Wichtige Grundlagen zur Minimierung der Makespan mittels Lot Streaming werden 1989 durch Potts und Baker gelegt. In ihrem Paper wird Lot Streaming auf Flow Shops mit 2- oder 3-Maschinen mit einem Job oder einer beliebigen Anzahl Aufträgen angewendet. Die Aufteilung in Sublots erfolgt kontinuierlich, ihre Größen werden auf Equal oder Consistent Sublots begrenzt. Rüstzeiten finden keine Berücksichtigung. Kernergebnis der Untersuchung ist, dass für Flow Shops mit maximal drei Maschinen ein optimales Ergebnis mit Consistent Sublots gefunden werden kann. Zudem wird ein heuristisches Vorgehen aufgezeigt, wonach Equal Sublots im Zweimaschinenfall ein zumeist optimales Ergebnis liefern. Die Einlastungsreihenfolge wird dabei durch die Sublot-Größen bestimmt. Dieser Aufsatz wird als (FS, $2/3 \mid 1/J, S, \text{con}, ES/CS \mid C_{\max}$) klassifiziert.¹¹⁹

Baker und Pyke untersuchen 1990 optimierende Ansätze für Flow Shops mit einer beliebigen Anzahl Maschinen zur Minimierung der Makespan. Hierbei wird ein Auftrag in zwei Sublots geteilt, wodurch Baker und Potts Makespan-Verbesserungen von bis zu 50 % aufzeigen. Sie verwenden Consistent Sublots für eine optimale Lösung. Für den Fall einer Aufteilung des Auftrags in mehr als zwei Sublots werden Heuristiken vorgestellt, wobei auf den abnehmenden Grenznutzen zusätzlicher Sublots für die Makespan-Minimierung hingewiesen wird. Auf den ermittelten Sublot-Größen basieren

¹¹⁶ Reiter (1966), S. 383.

¹¹⁷ Vgl. Szendrovits (1975).

¹¹⁸ Vgl. Goyal (1976).

¹¹⁹ Vgl. Potts / Baker (1989). Die Autoren weisen darauf hin, dass die Betrachtung eines FS anstatt eines PFS zu besseren Ergebnissen für den Makespan durch den größeren Alternativenraum führen kann.

die Scheduling-Entscheidungen. Klassifiziert wird die Untersuchung als (FS, M | 1, 2/S, con, ES/CS | C_{\max}).¹²⁰

Aus dem gleichen Jahr stammt eine Untersuchung von Kropp und Smunt zur Minimierung der Makespan oder Mean Flow Time für einen M -Maschinen-Flow Shop. Dabei wird ein einzelner Auftrag in S Sublots geteilt, welche entweder Consistent oder Equal gewählt ist. In diesem Ansatz werden sowohl Transportzeiten¹²¹ als auch Rüstprozesse berücksichtigt, welche sich entweder nach attached oder detached Setups sowie in ihrem Umfang nach major und minor Setups unterscheiden.¹²² Eine optimale Lösung der Losaufteilung wird durch quadratische Programmierung erzielt. Zudem wird eine Flagging-Heuristik vorgestellt, bei der ein Sublot mit einer Einheit gebildet wird, welches den anderen „vorausseilt“ und somit auf den nachfolgenden Maschinen den Rüstvorgang auslöst, was besonders bei langen Rüstzeiten Vorteile aufweisen kann. Kernresultat der Untersuchung ist, dass Lot Streaming vor allem bei verhältnismäßig kleinen Setups (Relation Rüstdauer zu Bearbeitungszeit kleiner 100 %) eine geeignete Methode zur Verbesserung der Durchlaufzeit ist. Weiterhin wird gezeigt, dass Equal Sublots in den meisten Fällen eine annähernd optimale Lösung bieten und somit vor allem in der Praxis leicht Anwendung finden können. Die Untersuchung wird als (FS, M | 1, S, con, ES/CS, aS/dS | C_{\max}/mF) eingestuft.¹²³

1992 stellen Vickson und Alfredsson eine Untersuchung zur Minimierung des Makespan sowie Total Flow Time in 2- und 3-Maschinen Flow Shops vor. Unter der Annahme, dass kleinstmögliche Sublots optimal sind, sofern keine Rüstzeiten zu betrachten sind, wird ein Auftrag in S Unit sized Transferlose aufgeteilt, welche mit und ohne No Wait-Restriktion sowie mit und ohne Berücksichtigung von Transportzeiten eingelastet werden. Ein optimales Lösungsverfahren basierend auf dem Johnson-Algorithmus¹²⁴ sowie drei Heuristiken, basierend auf Branch and Bound-Verfahren, lokaler Nachbarschaftssuche sowie einer Greedy-Methodik, werden vorgestellt. Das Problem wird als (FS, 2/3 | 1, S, dis, US, W/noW | C_{\max}/F) klassifiziert.¹²⁵

¹²⁰ Vgl. Baker / Pyke (1990).

¹²¹ Unter Transportzeiten wird ein zeitlicher Aufwand verstanden, welche für den Transport eines Auftrags bzw. Sublot von einer Maschine zur nachfolgenden Maschine anfällt.

¹²² Major Setups liegen beim Wechsel von einem Produkt auf ein anderes vor, minor Setups innerhalb eines Produkts zwischen zwei Sublots dieses Produkts.

¹²³ Vgl. Kropp / Smunt (1990).

¹²⁴ Vgl. Johnson (1954).

¹²⁵ Vgl. Vickson / Alfredsson (1992).

Çetinkaya und Kayaligil greifen im gleichen Jahr die zuvor erwähnte Untersuchung von Vickson und Alfredsson auf und führen detached Setups in die Betrachtung ein. Zugrunde liegt der erwähnte Flow Shop mit zwei Fertigungsstufen und einer beliebigen Anzahl an J Aufträgen, welche in Unit sized Sublots aufgeteilt und ebenfalls per Johnson-Regel optimal gelöst werden. Sowohl bei Vickson und Alfredsson als auch bei Çetinkaya und Kayaligil wird für die zweite Maschinenstufe unter Umständen von einer semi-aktiven Einplanung zugunsten einer Rechtsverschiebung des Schedules abgewichen, wie es bspw. durch eine No Wait-Restriktion erforderlich ist. Die abgewandelte Klassifikation lautet (FS, 2/3 | 1, S, dis, US, dS | C_{\max}). Beide Untersuchungen zeigen die Vorteilhaftigkeit der Nutzung von Unit size Sublots gegenüber keiner Aufteilung des Auftrags.¹²⁶

Eine der in der Literatur am häufigsten zitierten Veröffentlichungen zu Lot Streaming ist der Aufsatz von Trietsch und Baker aus dem Jahr 1993. Untersucht werden verschiedene 2-, 3- und M -Maschinen Flow Shops, jeweils mit dem Ziel einer Makespan-Minimierung. Je nach betrachteter Problemistanz wird Intermitted Idling erlaubt oder nicht. Die Sublots werden in kontinuierliche oder diskrete Größen geteilt und Consistent oder Variable über die verschiedenen Fertigungsstufen gewählt. Es gilt eine No Wait-Restriktion und der Transport zu nachgelagerten Fertigungsstufen erfolgt teilweise mit eingeschränkten Transportkapazitäten. Zur Lösung der einzelnen Fälle werden verschiedene Algorithmen vorgestellt. Kernergebnis ist, dass die optimale Lösung eines Zweimaschinen-Lot Streaming-Problems iterativ auf ein Mehrmaschinenproblem angewendet werden kann, wobei Fälle mit mehr als drei Maschinen eine stark erhöhte Komplexität aufweisen können. Auch in diesem Fall wird zunächst die Sublot-Größe und darauf aufbauend der Einlastungsplan bestimmt. Die Untersuchung ist als (FS, 2/3/ M , II/NI | J, S, con/dis, CS/VS, noW | C_{\max}) zu klassifizieren.¹²⁷

Im gleichen Jahr veröffentlichen Baker und Jia eine Vergleichsstudie zu Lot Streaming-Verfahren bei Flow Shops mit drei Maschinenstufen und J Aufträgen, welche in S Sublots kontinuierlich aufgeteilt werden, wobei verschiedene Kombinationen aus Equal und Consistent Sublots sowie Intermitted Idling und No Idling untersucht werden. Zielfunktion ist die Minimierung der Makespan. Es werden dabei für verschiedene Kombinationen Einflüsse der Restriktionen auf die Optimalität im Vergleich zu dem

¹²⁶ Vgl. Cetinkaya / Kayaligil (1992).

¹²⁷ Vgl. Trietsch / Baker (1993).

Fall, dass diese Einschränkungen nicht gelten, gezogen, wobei sich zeigt, dass manche Beschränkungen keinen Einfluss, andere jedoch starke Einflüsse von mehr als 50 % auf den Zielfunktionswert haben können. Die Untersuchung wird klassifiziert als (FS, 3, II/NI | J, S, con, ES/CS | C_{\max}).¹²⁸

1994 erfolgt von Glass et al. eine Untersuchung zu Lot Streaming in 3-Maschinen-Flow, Open und Job Shops, in der verschiedene Algorithmen hergeleitet werden. Zur Minimierung der Makespan für den Fall eines Auftrags, welcher unter Beachtung von Intermitted Idling bzw. No Idling sowie Waiting und No Wait in S Consistent Sublots geteilt wird, können basierend auf einer Netzwerkstruktur verschiedene mathematische Ansätze zur optimalen Bestimmung von Sublot-Größen hergeleitet werden. Hierauf basiert anschließend der Einlastungsplan. Klassifiziert wird die Untersuchung als (FS/JS/OS, 3, II/NI | 1, S, con, CS, W/noW | C_{\max}).¹²⁹

Ebenfalls 1994 untersucht Çetinkaya einen zweistufigen Flow Shop mit Intermitted Idling für eine beliebige Anzahl von Aufträgen mit beliebig vielen Variable Sublots, deren Anzahl ex ante bekannt ist. Die Aufteilung erfolgt entweder kontinuierlich oder diskret. Als Zielfunktionswert wird die Makespan minimiert. Çetinkaya betrachtet eine separate Behandlung der Rüstvorgänge, Sublot-Bearbeitungen sowie der Entnahmevorgänge der Sublots von den Maschinen. Das optimale Verfahren löst entweder ein Reihenfolgeproblem für gegebene Sublots oder die Bestimmung der Sublot-Größen für eine gegebene Reihenfolge. Es wird als (FS, 2 | J, S, con/dis, VS, dS | C_{\max}) klassifiziert.¹³⁰

1995 erweitert Vickson den Ansatz von Potts und Baker aus dem Jahr 1989 für mehrere Produkte einschließlich Rüst- und Transportzeiten für einen Zweimaschinen-Flow Shop zur Minimierung der Makespan. Es werden Verfahren zur Ermittlung optimaler kontinuierlich sowie diskret aufgeteilter Consistent Sublots beliebiger Anzahl mit attached oder detached Setups vorgestellt. Die Transportmittel für die Sublots zwischen den Maschinenstufen unterliegen Kapazitätsrestriktionen. Die Untersuchung zeigt auf, dass im Zwei-Maschinenfall das Scheduling-Problem mit dem Algorithmus

¹²⁸ Vgl. Baker / Jia (1993).

¹²⁹ Vgl. Glass / Gupta / Potts (1994).

¹³⁰ Vgl. Cetinkaya (1994).

von Johnson gelöst werden kann. Er wird als (FS, 2 | J, S, con/dis, CS, aS/dS | C_{\max}) klassifiziert.¹³¹

Baker gründet seine Untersuchung von 1995 auf verschiedene bereits vorgestellte Paper und weist auf die noch ausstehende allgemeine Lösung zu Fällen mit attached und detached Setups in einem Zwei-Maschinen-Flow Shop mit Unit sized Sublots hin. Ein optimales Verfahren wird für diese Problemstellung für die Minimierung der Makespan aufgezeigt. Das ebenfalls auf dem Johnson-Algorithmus basierende Verfahren, welches auf die zuvor ermittelten Sublot-Größen zurückgreift, kann dabei unter bestimmten Voraussetzungen auf Flow Shops mit drei und mehr Maschinen angewandt werden. Klassifiziert wird Bakers Untersuchung als (FS, 2/3/M | J, S, dis, US, aS/dS | C_{\max}).¹³²

1996 wird von Chen und Steiner eine Untersuchung zu Lot Streaming in einem Flow Shop mit zwei oder drei Maschinen mit detached Setups vorgestellt. Für den Fall eines Auftrags, welcher kontinuierlich in S Sublots geteilt wird, kann nachgewiesen werden, dass Consistent Sublots immer zu einem optimalen Ergebnis für die Minimierung der Makespan führen. Diese Betrachtung wird mit und ohne Intermitted Idling sowie mit und ohne Waiting vorgenommen. Zudem wird der Einfluss der Prozesszeiten auf den einzelnen Maschinen auf die Lösungsstruktur erörtert. Auf den ermittelten Sublot-Größen wird im Anschluss ein optimaler Schedule gebildet. Die Untersuchung wird als (FS, 2/3, II/NI | 1, S, con, CS, W/noW, dS | C_{\max}) klassifiziert.¹³³

1997 entwickeln die beiden Autoren Chen und Steiner zwei heuristische Algorithmen zum Runden kontinuierlich aufgeteilter Sublots zu diskreten Sublots für den Fall eines Auftrags. Zugrunde liegt ein M -Maschinen-Flow Shop mit einem Auftrag und dem Ziel die Makespan zu minimieren. Das vorgestellte Näherungsverfahren liefert dabei sehr gute Ergebnisse. Das Modell wird als (FS, M | 1, S, con/dis, CS | C_{\max}) klassifiziert.¹³⁴

Ebenfalls 1997 erfolgt von Dauzère-Pérès und Lasserre eine Untersuchung zu Lot Streaming in einer Job Shop-Umgebung mit M Maschinen zur Minimierung der Makespan. Dabei wird entweder die Bestimmung der Sublot-Größen basierend auf einem gegebenen Schedule oder das Reihenfolgeproblem basierend auf gegebenen

¹³¹ Vgl. Vickson (1995).

¹³² Vgl. Baker (1995).

¹³³ Vgl. Chen / Steiner (1996).

¹³⁴ Vgl. Chen / Steiner (1997).

Sublots gelöst. Zugrunde liegt eine beliebige Anzahl Aufträge, welche in S Consistent Sublots geteilt wurden, wobei die Autoren darauf hinweisen, dass eine kleine Anzahl Sublots aufgrund des abnehmenden Grenznutzens ausreicht. Die Aufteilung erfolgt kontinuierlich oder diskret, außerdem werden attached Setups berücksichtigt. Es sei darauf hingewiesen, dass die Anzahl Sublots pro Auftrag identisch ist, jedoch physisch nicht jedes Sublot eines Auftrags befüllt wird, respektive Sublots ohne eine positive Anzahl Einheiten möglich waren. Im Rahmen einer numerischen Auswertung wird die Eignung des Verfahrens zur Makespan-Minimierung bestätigt. Das untersuchte Modell wird klassifiziert als (JS, M | J, S, con/dis, CS, aS | C_{\max}).¹³⁵

1998 wird die Untersuchung von Chen und Steiner aus dem Vorjahr aufgegriffen und leicht variiert mit attached Setups untersucht. Sie wird im Rahmen eines Flow Shops mit drei Maschinen für den Fall eines Auftrags mit S Consistent Sublots mit und ohne Waiting durchgeführt, wobei Minimierung der Makespan als Zielfunktion gilt. Das Problem wird entsprechend als (FS, 3 | 1, S, con, CS, W/noW, aS | C_{\max}) klassifiziert.¹³⁶

Mit dem optimalen Streaming eines einzelnen Auftrags in einem zweistufigen Flow Shop beschäftigen sich Şen et al. 1998. Erstmals wird die Minimierung der Makespan auf die Fälle von Job, Sublot oder Item Completion Time-Modelle angewandt. Unter der Annahme einer gegebenen Anzahl Sublots wird deren Größe als Equal, Consistent oder Variable bestimmt. Resultat der Untersuchung ist, dass in den meisten Fällen Consistent Sublots optimal sind und Equal Sublots bereits sehr gute Ergebnisse liefern. Die Untersuchung wird klassifiziert als (FS, 2 | 1, S, con, ES/CS/VS | C_{\max}).¹³⁷

Im gleichen Jahr zeigen Glass und Potts eine strukturelle mathematische Herangehensweise an das Flow Shop Lot Streaming-Problem mit beliebig vielen Maschinen zur Reduzierung der Makespan auf. Die getroffenen Annahmen basieren dabei auf einem Auftrag, für den die optimalen Sublot-Größen bei einer gegebenen Anzahl Sublots zu bestimmen sind. Die Aufteilung erfolgt beliebig in Consistent Sublots. Gelöst wird das Problem in Form eines Netzwerks basierend auf

¹³⁵ Vgl. Dauzère-Pérès / Lasserre (1997).

¹³⁶ Vgl. Chen / Steiner (1998).

¹³⁷ Vgl. Sen / Topaloglu / Benli (1998).

dominierenden Maschinen,¹³⁸ worauf ein Kürzeste-Wege-Lösungsverfahren angewendet wird. Klassifiziert wird das Modell als (FS, M | 1, S, con, CS | C_{\max}).¹³⁹

Sriskandarajah und Wagneur stellen 1999 erstmals eine Untersuchung zur simultanen Bestimmung von Sublot-Größen und Einlastungsplan¹⁴⁰ mittels einer Heuristik vor. Es wird Lot Streaming für mehrere Produkte in einem zweistufigen Flow Shop unter No Wait-Restriktion betrachtet. Für eine beliebige Anzahl Aufträge mit gegebener Sublot-Anzahl wird die Sublot-Größe bestimmt. Rüstzeiten liegen in Form von attached Setups vor. Die Sublots sind dabei annähernd gleichgroß. Das Paper endet mit einer Betrachtung, bei der die Anzahl Sublots pro Auftrag eine Entscheidungsvariable darstellen. Es wird klassifiziert als (FS, 2 | J, S, con/dis, ES, noW, aS | C_{\max}).¹⁴¹

Aus dem gleichen Jahr stammt eine Untersuchung von Şen und Benli zu Lot Streaming in zweistufigen Open Shops für einen bzw. J Aufträge, jeweils mit einer vorgegebenen Maschinenreihenfolge oder mit mehreren möglichen Maschinenreihenfolgen. Für Fälle mit mehr als einem Auftrag wird zudem zwischen mit und ohne Preemption unterschieden. Es werden optimale Lösungsverfahren vorgestellt, welche Equal oder Consistent Sublots verwendeten. Dieses Modell wird als (OS, 2 | 1/J, S, ES/CS, -/prmt | C_{\max}) klassifiziert.¹⁴²

Die diskrete Aufteilung von Sublots in einem Flow Shop mit zwei Maschinenstufen mit und ohne Intermitted Idling wird 1999 von Chen und Steiner vorgestellt. Für einen Auftrag werden die diskreten Sublot-Größen, welche Equal oder Consistent sind, durch Rundung der kontinuierlichen Lösung ermittelt. Klassifiziert wird das Modell als (FS, 2, II/NI | 1, S, dis, ES/CS | C_{\max}).¹⁴³

Einen alternativen Ansatz wählen Ramasesh et al. 2000 mit der Minimierung einer Kostenfunktion, welcher Setup-, Transport- sowie Lagerkosten berücksichtigt.

¹³⁸ Eine Maschine m gilt in der Netzwerkdarstellung als dominierend gegenüber anderen Maschinen $m' < m$ sowie $m'' > m$, wenn jeder Pfad von m' nach m'' durch m führt. Folglich sind die Maschinen 1 und M dominierend. Hierdurch wird ein kritischer Pfad durch das Netzwerk beschrieben (vgl. Glass / Potts (1998), S. 626).

¹³⁹ Vgl. Glass / Potts (1998).

¹⁴⁰ Bislang wurden diese beiden Teilaufgaben sukzessive und somit getrennt betrachtet. Die simultane Bestimmung erhöht die Rechenkomplexität, kann jedoch zu besseren Zielfunktionswerten führen, da sie den Alternativenraum erweitert und nicht auf den gegebenen Ergebnissen einer vorgelagerten Entscheidungsstufe aufbaut.

¹⁴¹ Vgl. Sriskandarajah / Wagneur (1999).

¹⁴² Vgl. Sen / Benli (1999).

¹⁴³ Vgl. Chen / Steiner (1999).

Betrachtet wird ein Job Shop mit einer beliebigen Maschinenanzahl, auf denen kein Intermittent Idling erlaubt ist. Die Aufteilung eines Auftrags in Equal Sublots erfolgt kontinuierlich oder ganzzahlig, wobei die optimale Sublot-Größe zu bestimmen ist. Im Rahmen einer numerischen Untersuchung werden die Vorteile von Lot Streaming zur Kostenreduktion nachgewiesen. Das Modell wird als (JS, M, NI | 1, S, con/dis, ES | Cost) klassifiziert.¹⁴⁴ Diese Untersuchung wird 2005 von Hoque und Goyal erweitert, wobei auch Sublots Berücksichtigung finden, die nicht Equal waren. Die Autoren zeigen zudem auf, dass der Ansatz von Ramasesh et al. unter Umständen unzulässige Lösungen hervorrufen kann.¹⁴⁵

Die Suboptimalität von Equal bzw. Consistent Sublots für den Fall mit M Maschinen kritisierend, stellen Liu und Chen 2000 eine Untersuchung zu variablen Transferlosen vor. Analysiert wird ein Flow Shop mit einem Auftrag, welcher in S Sublots geteilt wird. Das Vorgehen baut dabei auf einer Analyse zur Dominanz von Maschinen und der sukzessiven Anwendung von Zwei-Maschinen-Problemen auf. Makespan-Ergebnisse können mit einem geringeren zeitlichen Aufwand im Vergleich zu Consistent Sublots nachgewiesen werden. Klassifiziert wird das untersuchte Modell als (FS, M | 1, S, con, VS | C_{\max}).¹⁴⁶

Eine weitere Untersuchung von M -Maschinen-Flow Shops aus dem gleichen Jahr stammt von Kumar et al. Hierbei wird für eine beliebige Anzahl Aufträge zunächst die Bestimmung von kontinuierlich aufgeteilten Consistent Sublots und Sequenzierung mittels Traveling-Salesman-Verfahren unter Beachtung einer No Wait-Restriktion analysiert. Diskrete Lösungen können mit Hilfe einer Rundungsheuristik für dieses NP-schwere Problem erreicht werden. Anschließend stellen Kumar et al. einen Genetischen Algorithmus zur simultanen Optimierung von Sublot-Größen und Reihenfolgeeinplanung vor. Zielsetzung ist die Minimierung der Makespan, welche im Rahmen einer numerischen Untersuchung evaluiert wird. Die gewählten Methoden können als geeignet hinsichtlich Rechenzeit und Ergebnis bestätigt werden. Das Problem wird klassifiziert als (FS, M | J, S, con/dis, CS, noW | C_{\max}).¹⁴⁷

Eine analytische Auswertung der Potenziale von Lot Streaming in M -Maschinen Flow Shops wird 2000 durch Kalir und Sarin durchgeführt. Für den Fall eines Auftrags mit

¹⁴⁴ Vgl. Ramasesh et al. (2000).

¹⁴⁵ Vgl. Hoque / Goyal (2005).

¹⁴⁶ Vgl. Liu / Chen (2000).

¹⁴⁷ Vgl. Kumar / Bagchi / Sriskandarajah (2000).

einer bekannten Anzahl an Equal Sublots wird für Intermitted Idling- und No Idling-Fälle die bestmögliche Verbesserung durch Lot Streaming im Vergleich zum Scheduling ohne Lot Streaming aufgezeigt. Zugrunde liegen die Minimierungsfunktionen für Makespan, durchschnittliche Durchlaufzeit sowie durchschnittlicher Work in Process-Bestand. Es kann aufgezeigt werden, dass alle möglichen Verbesserungen durch Aufteilung des Auftrags in Sublots erzielbar sind, die Lösungsgüte jedoch in bestimmten Extrembeispielen stark von den Shop-Parametern abhängig ist. Das Modell wird als (FS, M, II/NI | 1, 1/S, con, ES | $C_{\max}/mF/avgWIP$) klassifiziert.¹⁴⁸

Wagneur untersucht 2001 den Spezialfall eines No Wait Flow Shops mit drei Maschinen, in dem eine Maschine niemals stillstehen darf. Ein Auftrag wird in S Consistent Sublots kontinuierlich aufgeteilt und ein optimales Lösungsverfahren vorgestellt. Zielfunktion ist die Minimierung der Makespan. Die Anzahl Sublots ist a priori bekannt. Die stark analytisch ausgerichtete Untersuchung verzichtet auf eine numerische Auswertung, betonte jedoch die hohe Rechenkomplexität des Problems. Klassifiziert wird das Problem als (FS, 3, NI | 1, S, con, CS, noW | C_{\max}).¹⁴⁹

Kalir und Sarin untersuchen im gleichen Jahr einen M -Maschinen Flow Shop für den Fall eines Auftrags, welcher in S Equal Sublots gesplittet wird, unter der Berücksichtigung von Sublot-attached Setups und Transferzeiten. Sowohl Sublot-Anzahl als auch -größen sind ex ante unbekannt und werden mit Hilfe eines Algorithmus in mehreren Iterationen bestimmt, wobei Fälle mit und ohne Ganzzahligkeitsforderung betrachtet werden. Die Zielfunktionen können vielfältig gewählt werden, wobei Kalir und Sarin vor allem auf durchlaufzeit- sowie kostenbasierte Zielfunktionen eingehen. Auf eine numerische Untersuchung verzichten die Autoren. Das Modell wird als (FS, M | 1, S, con/dis, ES, aS | $C_{\max}/Cost$) klassifiziert.¹⁵⁰

Eine zweite Veröffentlichung von Kalir und Sarin aus dem Jahr 2001 stellt die Entwicklung einer Heuristik zur Lösung des Reihenfolgeproblems in Flow Shops mit kleinen Equal Sublots aus mehreren Aufträgen vor. Ziel dieser Heuristik ist es, die Stillstandszeit an der Engpassmaschine zu minimieren, wodurch eine geringe maximale Durchlaufzeit erreicht wird. Sie liefert sehr gute Ergebnisse unter der

¹⁴⁸ Vgl. Kalir / Sarin (2000).

¹⁴⁹ Vgl. Wagneur (2001).

¹⁵⁰ Vgl. Kalir / Sarin (2001a).

Annahme, dass kein Intermingling der Aufträge zulässig ist. Klassifiziert ist das Modell als (FS, M | J, S, con, ES | C_{\max}).¹⁵¹

Die Minimierung der durchschnittlichen Durchlaufzeit eines zweistufigen Flow Shops wird von Bukchin et al. (2002) betrachtet. Die Untersuchung basiert auf einem Auftrag mit S kontinuierlich aufgeteilten Sublots, welche Consistent oder Variable Größen haben. Setups sind Sublot-attached und fallen somit bei jedem Sublot an. Es wird, ähnlich zu Kalir / Sarin (2001b), ein Verfahren zur Optimierung einer Engpassmaschine vorgestellt. Es kann empirisch nachgewiesen werden, dass der vorgestellte Ansatz in den meisten Fällen ein annähernd optimales Resultat liefert. Das Modell wird als (FS, 2 | 1, S, con, CS/VS, aS | mF) klassifiziert.¹⁵²

Liu knüpft 2003 an seine vorangegangenen Untersuchungen an und entwickelt eine Heuristik für Lot Streaming eines Auftrags mit variablen Sublot-Größen in Flow Shops mit beliebig vielen Fertigungsstufen. Es gilt die Makespan zu minimieren durch diskret aufzuteilende Sublots, wofür eine Heuristik vorgestellt wird. Basierend auf den gefundenen Sublot-Größen wird die Reihenfolgeentscheidung getroffen. Das Verfahren wird in einer Simulationsstudie hinsichtlich seiner Eignung zur Zielwertverbesserung erfolgreich geprüft. Klassifiziert wird das Modell als (FS, M | 1, S, dis, VS | C_{\max}).¹⁵³

Im gleichen Jahr beschäftigen sich Hall et al. mit No Wait Flow Shops unter Einbezug von attached Setups für einen oder mehrere Aufträge. Die Aufträge werden ganzzahlig in Consistent Sublots aufgeteilt, wobei eine Heuristik vorgestellt wird, welche die Anzahl Sublots, deren Größen sowie im Mehrproduktfall die Reihenfolge der Einlastung bestimmt. Dieser Algorithmus basiert auf dem Travelling Salesman-Problem. Zielsetzung ist die Minimierung des Makespan. Für kleine Probleminstanzen kann mit dem vorgestellten Verfahren immer ein optimales Ergebnis erzielt werden. Das Problem wird als (FS, M | 1/J, S, dis, CS, noW, aS | C_{\max}) klassifiziert.¹⁵⁴

2004 untersuchen Bukchin und Masin einen Ein-Produkt-Flow Shop mit einer beliebigen Anzahl Maschinen für die Mehrzieloptimierung einer gleichzeitigen Minimierung von durchschnittlicher Durchlaufzeit und Makespan. Hierfür wird eine ausgewogene Lösung über beide Bestandteile angestrebt. Setups werden als attached

¹⁵¹ Vgl. Kalir / Sarin (2001b).

¹⁵² Vgl. Bukchin / Tzur / Jaffe (2002).

¹⁵³ Vgl. Liu (2003).

¹⁵⁴ Vgl. Hall et al. (2003).

betrachtet und der Auftrag ganzzahlig in Consistent Sublots geteilt. Mit einem Efficient Frontier Approach¹⁵⁵ wird eine annähernd optimale Lösung für beide Zielsetzungen erreicht, die eine durchschnittliche Abweichung von 1,4 % im Vergleich zur optimalen Lösung nur einer der beiden Zielfunktionen aufweist. Klassifiziert wird das Modell als (FS, M | 1, S, dis, CS, aS | $C_{\max} + mF$).¹⁵⁶

Low et al. greifen im gleichen Jahr die wenigen vorhandenen Arbeiten für Job Shops auf und stellen einen Integer Programming-Ansatz für eine beliebige Anzahl Maschinen vor. Als Zielfunktion wird dabei eine Kombination aus Makespan sowie Kostenfunktion betrachtet, welche Rüst-, Materialhandling- und Lagerkosten umfasst. Mehrere Aufträge werden in Equal bzw. Consistent Sublots aufgeteilt, wobei Wartezeiten explizit zulässig sind. Die Rüstvorgänge sind nicht an die Sublots gekoppelt. Die Vorteile des Verfahrens im Vergleich zu einer Einplanung ohne Lot Streaming wird in einer numerischen Untersuchung bestätigt. Das Modell wird als (JS, M | J, S, ES/CS, W, dS | $C_{\max} + \text{Cost}$) klassifiziert.¹⁵⁷

Drei Heuristiken zur Bestimmung des Lot Sizing- sowie des Scheduling-Problems für einen Flow Shop mit zwei Maschinenstufen für eine beliebige Anzahl Aufträge werden 2005 von Marimuthu und Ponnambalam vorgestellt. Unter Einbezug von attached Setups erfolgt die Aufteilung der Aufträge in Unit sized Sublots mit dem Ziel der Makespan-Minimierung. Der vorgestellte Genetische Algorithmus liefert dabei die besten Ergebnisse. Das Modell wird als (FS, 2 | J, S, dis, US, aS | C_{\max}) klassifiziert.¹⁵⁸

Feldmann und Biskup stellen 2005 Forschungsergebnisse zu Lot Streaming von mehreren Produkten in M -Maschinen Permutation Flow Shops vor. Entwickelt wird ein Mixed Integer Programming-Ansatz zur simultanen Bestimmung der Sublot-Größen, welche variable oder consistent sein können, sowie der Scheduling-Sequenz. Intermingling zwischen den Sublots ist erlaubt und Makespan-Minimierung ist als Zielfunktion definiert. Mit dem Verfahren können kleine Testinstanzen optimal gelöst werden, wobei vor allem die Anzahl Maschinenstufen einen erheblichen Einfluss auf

¹⁵⁵ Unter dem Efficient Frontier Approach wird in der genannten Untersuchung eine Kurve verstanden, welche alle effizienten Lösungen für das aufgezeigte Mehrziel-Problem aufzeigt (vgl. Bukchin / Masin (2004), S. 193). Ein Efficient Frontier Approach kann, muss sich aber nicht zwangsläufig auf diskrete Lösungen beziehen.

¹⁵⁶ Vgl. Bukchin / Masin (2004).

¹⁵⁷ Vgl. Low / Hsu / Huang (2004).

¹⁵⁸ Vgl. Marimuthu / Ponnambalam (2005).

die Rechenkomplexität aufzeigt. Das Modell wird klassifiziert als (PFS, M | J, S, con, VS/CS | C_{\max}).¹⁵⁹

2006 stellen die beiden Autoren einen ähnlichen Ansatz für Variable Sublots, welche kontinuierlich oder diskret sind, für einen Auftrag in einem Flow Shop mit M Maschinenstufen vor. Zudem werden nun auch attached sowie detached Setups berücksichtigt. Der Ansatz kann auf mehrere Zielfunktionen angewendet werden, wobei in den numerischen Untersuchungen die maximale Durchlaufzeit erfolgreich minimiert wird. Klassifiziert wird das Problem als (FS, M | 1, S, con/dis, VS, aS/dS | C_{\max}).¹⁶⁰

2007 erscheint mit „Flow Shop Lot Streaming“ eine ausführliche Buchveröffentlichung zu diesem Themengebiet. Vorgestellt werden eine umfassende Terminologieerklärung, eine kurze historische Abhandlung der Forschungsentwicklung sowie ausgewählte Problemstellungen.¹⁶¹

Einige der in diesem Abschnitt genannten Problemstellungen, vor allem Untersuchungen mit mehreren Maschinenstufen und Aufträgen, sind aufgrund ihres hohen Rechenaufwands nicht für große Problemstellungen in polynomialer Zeit optimal zu lösen. Nachfolgend wird daher verstärkt auf Untersuchungen eingegangen, welche Heuristiken bei der Lösungssuche für mittlere bis große Problemstellungen einsetzen.

Edis und Ornek setzen 2009 aus diesem Grund eine Kombination aus Simulation und Tabu Search-Heuristik für Lot Streaming in einem M -Maschinen-Flow Shop zur Minimierung der Makespan ein. Ein Auftrag wird in S ganzzahlige Consistent Sublots aufgeteilt. Zunächst werden Abweichungen zu optimalen Ergebnissen in deterministischen Umgebungen von weniger als 1 % ermittelt und anschließend das Verfahren auf stochastische Simulationsabläufe angewandt. Das Modell wird als (FS, M | 1, S, dis, CS | C_{\max}) klassifiziert.¹⁶²

Ein weiteres Beispiel heuristischer Lösungsfindung ist das Paper von Kim und Jeong aus dem Jahr 2009. Hierin wird eine Makespan-Zielfunktion für einen M -Maschinen-Flow Shop, der auch parallele Maschinen enthalten hat, ohne Intermingling und mit No

¹⁵⁹ Vgl. Feldmann / Biskup (2005).

¹⁶⁰ Vgl. Biskup / Feldmann (2006).

¹⁶¹ Vgl. Sarin / Jaiprakash (2007).

¹⁶² Vgl. Edis / Ornek (2009).

Wait-Restriktion heuristisch mit Hilfe eines Genetischen Algorithmus gelöst. Die Anzahl Sublots ist a priori bekannt, jedoch nicht ihre Größen. In einer numerischen Untersuchung wird die gute Performance der vorgestellten Heuristik im Vergleich zu anderen Lösungsverfahren aufgezeigt. Klassifiziert wird das Problem als (PAR/FS, M | J, S, CS, noW, aS | C_{\max}).¹⁶³

Eine abgewandelte Form des Genetischen Algorithmus, ein sog. Shuffled Frog leaping-Algorithmus, wird 2010 von Pan et al. auf Lot Streaming Flow Shops mit M Maschinen zur Minimierung der Makespan angewandt. Besonderheit dieses Algorithmus ist es, dass er eine Population von Lösungen, bestehend aus „Fröschen“, in der jeder „Frosch“ eine Lösung repräsentierte, in mehrere „Froscharten“ unterteilte und somit erweiterte Möglichkeiten bei der lokalen wie globalen Suche nach einem Optimum aufweist. Untersucht werden Probleminstanzen mit und ohne Intermitted Idling für eine beliebige Anzahl Aufträge sowie Sublots, welche diskret in gleichgroße Anteile gesplittet werden. Zudem berücksichtigt der Ansatz attached Setups. Der Algorithmus überbietet einfachere Genetische Algorithmen hinsichtlich der gefundenen Lösungsgüte. Das Problem wird als (FS, M, II/NI | J, S, dis, ES, aS | C_{\max}) klassifiziert.¹⁶⁴

Çetinkaya und Duman untersuchen 2010 Lot Streaming von J Aufträgen in einem zweistufigen Mixed Shop zur Reduzierung der Makespan. Für die Aufträge sind jeweils die Anzahl Sublots bekannt, für welche eine Aufteilung in Variable Sublots erfolgt. Die Lösung wird in Form eines linearen Programms ermittelt und die Eignung des Verfahrens im Rahmen einer numerischen Auswertung bestätigt. Klassifiziert wird das Modell als (MS, 2 | J, S, con, VS | C_{\max}).¹⁶⁵

Bukchin et al. stellen im gleichen Jahr eine Mehrzieloptimierung für Makespan- und Flow Time-Zielfunktionen in einem M -Maschinen-Flow Shop vor. Dabei werden beliebig viele Aufträge mit attached Setups, aufgeteilt in S Consistent Sublots, berücksichtigt. Die Lösung wird über einen Efficient Frontier Approach basierend auf einem gemischt-ganzzahligen linearen Programm für einen bestmöglichen Trade-Off der beiden Zielfunktionen ermittelt. In einer numerischen Untersuchung wird gezeigt, dass die optimale Lösung nur einer der beiden Zielsetzungen in etwa ein Defizit von 15

¹⁶³ Vgl. Kim / Jeong (2009).

¹⁶⁴ Vgl. Pan et al. (2010).

¹⁶⁵ Vgl. Cetinkaya / Duman (2010).

% in der anderen zur Folge hat. Das Verfahren wird als geeignet für mittlere bis große Probleminstanzen bezeichnet. Klassifiziert wird das Problem als (FS, M | J, S, con, CS, aS | $C_{\max} + F$).¹⁶⁶

Eine der neueren Untersuchungen ist ein Beitrag von Buscher und Shen aus dem Jahr 2011, welcher eine Integer Programming-Formulierung für einen Job Shop mit Setups vorstellt. Eine beliebige Anzahl Aufträge wird diskret in Sublots aufgeteilt, wobei eine No Wait-Restriktion zu beachten ist. Rüstzeiten werden entweder als attached oder detached berücksichtigt. Die analytische Methode bestimmt die Sublot-Größe sowie die Fertigungsreihenfolge simultan und führt für die Minimierung der Makespan zu verbesserten Zielfunktionswerten im Vergleich zu einer Einplanung ohne Lot Streaming. Als (JS, M | J, S, dis, CS, noW, aS/dS | C_{\max}) wird dieses Problem klassifiziert.¹⁶⁷

Reihenfolgeabhängige Rüstzeiten für Permutation Flow Shops mit einer beliebigen Anzahl Maschinen und Aufträgen werden 2012 von Pan und Ruiz untersucht. Es liegen Fälle mit und ohne Intermitted Idling vor, wobei Sublots jeweils als Equal betrachtet werden und als Zielfunktion eine Minimierung der Makespan angestrebt wird. Für dieses Problem, welches NP-schwer ist, wird ein evolutionärer Algorithmus zur Lösung verwendet, welcher in einer numerischen Untersuchung in seiner Eignung zur Zielwertverbesserung bestätigt wird. Das Problem wird klassifiziert als (FS, M, II/NI | J, S, con, ES, aS | C_{\max}).¹⁶⁸

Aus den in diesem Abschnitt aufgezeigten Untersuchungen ist ersichtlich, dass das Lot Streaming-Konzept seit seiner Einführung 1966 große Beachtung gefunden hat und in vielerlei Hinsicht untersucht wurde. Vor allem Flow Shop-Umgebungen fanden dabei Beachtung. Die Wissenschaft fokussierte sich zunächst auf die möglichst exakte Lösung kleiner Probleminstanzen, bevor heuristische Verfahren entwickelt wurden, um auch größere Aufgabenstellungen annähernd optimal zu lösen. Nachdem nun ein Abriss der Forschungen zu Lot Streaming unter verschiedenen Gesichtspunkten ohne Due Date-bezogene Zielfunktionen gegeben wurde, werden im anschließenden Kapitel die Untersuchungen vorgestellt, welche explizit Terminabweichungen einbeziehen.

¹⁶⁶ Vgl. Bukchin / Masin / Kirshner (2010).

¹⁶⁷ Vgl. Buscher / Shen (2011).

¹⁶⁸ Vgl. Pan / Ruiz (2012).

3.2 Spezifische Untersuchungen zu Lot Streaming für Due Date-Zielfunktionen

Im Unterschied zu den reichlich vorhandenen Publikationen zu vor allem durchlaufzeit-bezogenen Zielfunktionen liegen nur sehr wenige Forschungsergebnisse vor, welche Lot Streaming bei Due Date-Zielfunktionen untersuchen. Eine Übersicht von Mehrmaschinen-Scheduling-Problemen mit Due Dates, wie sie für diese Arbeit eine große Rolle spielen, findet sich in Lauff und Werner¹⁶⁹ sowie bei Pérez-Gonzalez et al.,¹⁷⁰ jedoch ohne Einbezug von Lot Streaming. Eine Zusammenfassung von Due Date-bezogenen Forschungen für Einzelmaschinenprobleme und Untersuchungen mit parallelen Maschinen bieten Gordon et al.¹⁷¹ Nach Kenntnis des Autors gibt es keine Zusammenfassung von Lot Streaming-Forschungen mit Bezug zu Fälligkeitsterminen, weshalb im Rahmen der Literaturuntersuchung für diese Arbeit eine ausführliche Recherche zu diesen Fragestellungen betrieben wurde. Dabei konnte etwa ein Dutzend Aufsätze ausfindig gemacht werden, welche dieser Arbeit zugrunde liegen und die in diesem Abschnitt chronologisch nach ihrer Erscheinung vorgestellt werden.

Die erste Untersuchung zu Lot Streaming bei Fälligkeitsterminen wird 1990 von Sassani publiziert. Hierbei wird die Minimierung des prozentualen Anteils verspäteter Aufträge mittels einer Simulation untersucht, wobei Fertigungszellen als Shop-Umgebung zugrunde liegen, in denen kleine Transferlose aus dem ursprünglichen Auftragslos gebildet werden. Simuliert wird ein konkretes Beispiel aus der Schweißindustrie mit drei Fertigungszellen, jede mit einer unterschiedlichen Anzahl Maschinen und einer großen Anzahl zu fertigender Einheiten mit einer gegebenen wöchentlichen Nachfrage. Zudem werden detaillierte Annahmen zu Ressourcen wie bspw. den Arbeitskräften und deren Schichtsystem gemacht. Die Simulationsläufe erstrecken sich über zehn Wochen. Kernergebnis der Untersuchung ist, dass kleinere Transferlose die Anzahl terminlich überfälliger Jobs verringern, jedoch die konkrete Verbesserung stark abhängig von der jeweils betrachteten Situation, respektive den berücksichtigten Parametern ist. Tendenziell kann Sassani einen Trend zu weniger verspäteten Aufträgen bei kleineren Transferlosen nachweisen, wobei kürzere Setupzeiten den Einsatz von Lot Streaming begünstigen. Weil die Fertigungszellen als

¹⁶⁹ Vgl. Lauff / Werner (2004).

¹⁷⁰ Vgl. Pérez-González et al. (2009).

¹⁷¹ Vgl. Gordon / Proth / Chu (2002).

Werkstätten ausgelegt sind, lässt sich das betrachtete Problem als Job Shop wie folgt klassifizieren: (JS, M | J, S, dis, VS | N).¹⁷²

1991 stellt Hancock eine Simulationsstudie für Lot Splitting in einem Job Shop mit einer beliebigen Anzahl Maschinen vor. Minimiert werden die Verspätungen der Aufträge bezüglich ihrer Due Dates sowie die Kosten der Rüstvorgänge. Sobald ein neuer Auftrag eintrifft, wird dieser ohne Lot Splitting eingeplant. Sofern die erwartete Fertigstellung nach dem Fälligkeitstermin liegt, erfolgt eine neue Einplanung mit maximal zwei Sublots pro Fertigungsstufe. Intermingling von Aufträgen bzw. Sublots ist hierfür erlaubt. Das Verfahren zeigt bei etwa 90 % der Aufträge geringere Verspätungen bei akzeptablen 3 % bis 5 % Mehrkosten für Rüstvorgänge. Hancocks Modell wird als (JS, M | J, 1/2, aS | T + Cost) klassifiziert.¹⁷³

Eine weitere Simulationsstudie stammt von Wagner und Ragatz aus dem Jahr 1994, worin der Einfluss einer Reduzierung der Durchlaufzeit auf die Due Date-Performance untersucht wird. Zugrunde liegt ein Job Shop mit fünf Maschinen, welcher entweder als Open Job Shop oder Closed Job Shop betrachtet wird. In einem Open Job Shop ist jeder Auftrag einzigartig und Durchlaufzeitreduktionen nur mittels überlappender Fertigung der Aufträge möglich. Hingegen besteht im betrachteten Closed Job Shop die Möglichkeit der Nutzung eines Rüstvorgangs durch mehrere Sublots, basierend auf der sog. Repetitive Lots Logic.¹⁷⁴ Kernfrage ist dabei, wie sich der Einfluss von Lot Streaming bei sich ändernden Setupzeiten und Größen der Transferlose auf die Zielfunktionen Minimierung der durchschnittlichen Verspätung sowie Anzahl verspäteter Aufträge verhält. Due Dates werden sowohl exogen mittels der CFA-Regel als auch endogen über die TWK-Regel vorgegeben. Zur Auswahl von Aufträgen aus der Warteschlange vor einer Maschine werden die Prioritätsregeln FIFO, SPT, EDD und SLK angewendet. Bei den Simulationsabläufen werden die Auftragsgrößen, Ankunftszeiten, Prozessdauern sowie Maschinenreihenfolgen über Zufallsfunktionen ermittelt, wobei hervorzuheben ist, dass Setupzeiten in den unterschiedlichen Experimenten als prozentualer Faktor der erwarteten Bearbeitungszeiten mit Werten zwischen 10 % und 100 % berechnet werden. Kernergebnis der Untersuchungen ist, dass Lot Streaming sowohl für die Reduzierung der mittleren Verspätung (bis zu 39 %)

¹⁷² Vgl. Sassani (1990).

¹⁷³ Vgl. Hancock (1991).

¹⁷⁴ Unter der Repetitive-Lots-Logic wird ein Einlastungsverfahren verstanden, welches gleichartige Sublots (bspw. des gleichen Auftrags) hintereinander einplant. Für eine ausführliche Erläuterung vgl. hierzu Jacobs / Bragg (1988).

als auch der Anzahl verspäteter Aufträge in Open und Closed Job Shops geeignet ist, insbesondere in Kombination mit der Repetitive Lots Logic. Besonders kann Lot Streaming in Kombination mit den EDD- bzw. SLK-Prioritätsregeln den Zielfunktionswert verbessern. Das Modell kann als (JS, 5 | J, S, dis, ES | mT/N) klassifiziert werden.¹⁷⁵

Kannan und Lyman untersuchen ebenfalls 1994 den wechselseitigen Einfluss von Lot Splitting und Family based Scheduling.¹⁷⁶ Die Performancemessung erfolgt über die benötigte Durchlaufzeit sowie Verspätungen von gesamten Aufträgen, wobei der Frage nachgegangen wird, ob eine Reduzierung der Rüstaufwendungen durch Family based Scheduling die Nachteile mehrerer benötigter Setups durch eine höhere Anzahl Sublots aufwiegen kann, respektive ein Trade-Off zwischen den Sublot-Größen und der Anzahl Rüstvorgänge besteht. Die Untersuchung basierte auf einer Simulation eines Job Shops mit fünf Maschinen und drei Artikelgruppen mit unterschiedlichen Setup-Anforderungen. Due Dates werden über die TWK-Regel gesetzt und die Auswahl von Aufträgen aus der Warteschlange einer Maschine erfolgt durch eine Reihe verschiedener Prioritätsregeln. Die Anzahl Sublots wird auf zwei oder vier begrenzt, zudem wird der Fall eines einzigen Loses, respektive keiner Sublot-Bildung, als Referenzwert untersucht. Kernergebnis der Untersuchung ist, dass Family based Scheduling ein geeignetes Verfahren ist, um die negativen Einflüsse mehrerer Sublots auf die Rüstzeiten auszugleichen, jedoch unter der Annahme, dass eine geeignete Prioritätsregel zur Vermeidung von Warteschlangen Anwendung findet. Die Autoren ermitteln die SPT- und SLK-Prioritätsregeln als am besten geeignet. Mehrere Sublots verschlechtern die Due Date-Performance, wobei die Annahme gilt, dass nur der Gesamtauftrag mit dem Fertigstellungszeitpunkt seines letzten Sublot bewertet wird, folglich also der Job Completion Time-Ansatz gilt. Die Ursache für diese Erkenntnis ist vor allem darin zu sehen, dass bei einer höheren Anzahl Sublots die Möglichkeit einer Vermischung von Sublots verschiedener Aufträge gegeben ist (Intermingling), wodurch der Gesamtauftrag eine höhere Verspätungsgefahr aufweist. Das Modell kann wie folgt klassifiziert werden: (JS, 5 | J, 1/2/4, dis, ES | F/T).¹⁷⁷

Nach den simulationsbasierten Ansätzen sind Yoon und Ventura 2002 die ersten, die Lot Streaming auf Due Date-Zielfunktionen im Rahmen eines analytischen

¹⁷⁵ Vgl. Wagner / Ragatz (1994).

¹⁷⁶ Hierunter wird die Einlastung von gleichen bzw. gleichartigen Aufträgen verstanden, welche Synergieeffekte bei den Rüstprozeduren nutzen können.

¹⁷⁷ Vgl. Kannan / Lyman (1994).

modellbasierten Ansatzes untersuchen. Ein lineares Programm bildet dabei einen Flow Shop mit einer beliebigen Anzahl Maschinen für eine beliebige Anzahl Aufträge ab, wobei als Zielfunktion die gewichtete durchschnittliche absolute Abweichung von den Fertigstellungsterminen untersucht wird. Die erzeugten Schedules sind immer semi-aktiv für eine vorgegebene Reihenfolge der Auftragseinlastung. Due Dates werden ebenso exogen vorgegeben wie die Anzahl Sublots pro Auftrag. Die Untersuchungen berücksichtigen limitierte und unlimitierte Buffer zwischen den Maschinen, Wait und No Wait Schedules sowie Blocking und No Blocking für Equal und Consistent Sublots. Rüstzeiten werden nicht einbezogen. Zur Lösung wird ein iterativer Ansatz gewählt, welcher zunächst mit Hilfe von vier Prioritätsregeln eine Initialreihenfolge für die Auftragseinplanung erzeugt und diese mit Hilfe von vier Regeln zur Nachbarschaftssuche heuristisch optimiert. In den numerischen Untersuchungen zeigt sich dabei die OSL-Regel kombiniert mit der Non adjacent Pairwise Interchange-Methode (NAPI)¹⁷⁸ als am besten geeignet. Hierdurch können von 56 kleinen Beispielinstanzen 54 optimal gelöst werden. Zudem wird gezeigt, dass Consistent Sublots bessere Ergebnisse als Equal Sublots liefern. Gleiches gilt für unlimitierte Buffer bei einer No Wait-Restriktion im Vergleich zu limitierten Buffern. Klassifiziert werden kann das Problem von Yoon und Ventura als (FS, M | J, S, con, ES/CS, W/noW | C-d).¹⁷⁹

Eine zweite Untersuchung von Yoon und Ventura aus dem Jahr 2002 geht von einem ähnlichen Untersuchungsumfeld eines M -Maschinen-Flow Shops mit J Aufträgen aus und wendet einen hybriden Genetischen Algorithmus an. Für die Fälle unbegrenzter Buffer zwischen den Maschinen und einer konsistenten Aufteilung der Aufträge in Equal Sublots wird ein Zielfunktionswert mit Hilfe eines linearen Programms ermittelt, welches für eine gegebene Auftragssequenz die mittlere gewichtete Abweichung von den Auftragsfälligkeitsterminen ermittelt. Die Due Dates sind dabei exogen gegeben. Jede Auftragssequenz repräsentiert ein Individuum in dem Genetischen Algorithmus. Das Individuum mit dem schlechtesten Zielfunktionswert wird durch seinen besten Nachbarn, ermittelt durch die NAPI-Methode, ersetzt, weshalb der GA als hybrid bezeichnet werden kann. Als Referenzwert für das GA-Ergebnis wird die Lösung aus der OSL/NAPI-Kombination herangezogen, wie sie weiter oben bereits beschrieben wurde. Yoon und Ventura bezeichnen die Lösungsgüte ihres GA, basierend auf den

¹⁷⁸ Unter dieser Methode wird die Vertauschung zweier nicht benachbarter Positionen verstanden.

¹⁷⁹ Vgl. Yoon / Ventura (2002a).

numerischen Auswertungen, als gut. Das Modell wird als (FS, M | J, S, con, ES | C-d) klassifiziert.¹⁸⁰

Eine Untersuchung von Chan, Wong und Chan aus dem Jahr 2004 minimiert die Terminabweichung sowie die Setup-Kosten in einem Job Shop mit einer beliebigen Anzahl Maschinen, wobei die Restriktionen No Preemption, No Idling und keine Buffer gelten. Due Dates werden exogen vorgegeben. Eine beliebige Anzahl Aufträge wird in eine ex ante unbekannte Anzahl Sublots aufgeteilt, welche Equal und diskret sind. Erstmals werden in einer analytischen Lösungsweise für Lot Streaming bei Due Dates auch Setups berücksichtigt, welche als attached zu klassifizieren sind. Die Einlastung der Sublots erfolgt in Form eines Non Delay Schedules¹⁸¹ und ist somit semi-aktiv. Zwei Genetische Algorithmen werden eingesetzt, um simultan die Anzahl Sublots sowie ihre Sequenz zu bestimmen. Die Zielfunktion ist kostenbasiert aufgebaut und enthält einerseits einen gewichteten Strafkostenfaktor für Verfrühung bzw. Verspätung der Sublots sowie andererseits einen Kostenblock für Rüstzeiten auf den jeweiligen Maschinen, wobei beide Bestandteile gewichtet sind. Die numerischen Untersuchungen zeigen eine gute Funktionsweise der beiden GA, wobei die Autoren darauf hinwiesen, dass ihre Einstellparameter abhängig von den betrachteten Zahlen zu wählen sind und somit eine weitere Untersuchung zu einer optimalen GA-Konfiguration nötig ist, um die Performance des Ansatzes noch weiter zu verbessern. Das Problem ist als (JS, M, NI, Buf | J, S, ES, aS | Cost) zu klassifizieren.¹⁸²

Dieselben Autoren entwickeln 2005 ein abgewandeltes Modell, in dem für die Sublots die Forderung nach diskreter Aufteilung in Equal oder Variable Sublots gefordert und Rüstzeiten als detached einbezogen werden. Im Gegensatz zu ihrem vorherigen Aufsatz wird nun Intermittent Idling erlaubt. Auf die gleiche Zielfunktion wird ein Genetischer Algorithmus zur Bestimmung der zu splittenden Aufträge, der Sublot-Anzahlen sowie -größen angewandt. In einem zweistufigen iterativen Prozess erfolgt zunächst die Bestimmung der Sublots, bevor im zweiten Schritt eine Reihenfolge für die Einplanung ermittelt wird. Im Rahmen einer numerischen Untersuchung wird nachgewiesen, dass das Verfahren mit variablen Sublot-Größen bessere Ergebnisse

¹⁸⁰ Vgl. Yoon / Ventura (2002b).

¹⁸¹ Unter einem Non Delay Schedule wird ein Einlastungsplan verstanden, bei dem keine Stillstandszeit einer Maschine zulässig ist, sofern sich mindestens ein Auftrag in ihrer Warteschlange befindet (vgl. Chan / Wong / Chan (2004), S. 475).

¹⁸² Vgl. Chan / Wong / Chan (2004).

gegenüber Equal Sublots erzielt, vor allem bei größeren Probleminstanzen. Klassifiziert werden kann die Untersuchung als (JS, M | J, S, ES/VS, dS | Cost).¹⁸³

Die nächste Veröffentlichung der Autoren Chan et al. stammt aus dem Jahr 2008 und betrachtet einen Assembly Job Shop mit mehreren Maschinen und semi-aktiven Schedules. Die Aufträge werden in Equal oder Consistent Sublots diskret aufgeteilt unter der Berücksichtigung von attached Setups. Zielfunktion ist die Minimierung einer Kostenfunktion bestehend aus Strafkosten für die Verspätungen der Aufträge sowie Lagerkosten für WIP-Bestände. Ein Genetischer Algorithmus wird zur Bestimmung der zu splittenden Aufträge, ihrer Anzahl Sublots sowie deren Größe eingesetzt. Im Anschluss erfolgt die Einplanung der Sublots mit Hilfe von vier ausgewählten Prioritätsregeln, namentlich EDD, SPT, LPT und SLK. Dabei wird im Rahmen einer numerischen Auswertung aufgezeigt, dass SLK in Verbindung mit Equal Sublots zu den besten Ergebnissen führt. Das Modell wird klassifiziert als (AJS, M | J, S, dis, ES/CS, aS | Cost).¹⁸⁴

Mit einer darauf basierenden Untersuchung stellen Chan et al. im gleichen Jahr einen abgewandelten Assembly Job Shop vor. Die Autoren setzen ihre bisherigen Untersuchungen in der Weise fort, dass im betrachteten Fertigungssystem spezielle als auch standardisierte Produkte gefertigt werden sowie ein vordefinierter Congestion-Index¹⁸⁵ gegeben ist. Zudem liegen Ressourcenbeschränkungen bei der Montage und den zur Verfügung stehenden Werkzeugen vor. Unter Berücksichtigung von Stillstandszeiten werden die Aufträge in Equal bzw. Variable Sublots diskret aufgeteilt mit der Zielsetzung, die Verspätung der Fertigstellung bezogen auf die exogen gegebenen Due Dates zu minimieren. Letztere werden mit einem Verfahren von Potts und van Wassenhove bestimmt.¹⁸⁶ Verglichen mit ihren früheren Untersuchungen, welche zunächst die Sublot-Größen und anschließend die Einlastungssequenz mit zwei separaten GA ermitteln, wird in diesem Paper ein einzelner GA zur simultanen Bestimmung von Sublots und deren Einplanungsreihenfolge verwendet. Als Referenzwert für den Algorithmus dient das Ergebnis einer Particle Swarm

¹⁸³ Vgl. Chan / Wong / Chan (2005).

¹⁸⁴ Vgl. Chan / Wong / Chan (2008a).

¹⁸⁵ Unter einem Congestion-Index wird eine gegebene Auslastung der Maschinen durch Produkte verstanden, welche während des Planungszeitpunkts bereits auf den Maschinen eingeplant sind und somit die freien Kapazitäten reduzieren.

¹⁸⁶ Vgl. Potts / van Wassenhove (1982), S. 179 - 180.

Optimization (PSO).¹⁸⁷ Es wird mittels numerischer Auswertungen aufgezeigt, dass Equal Sublots die besten Ergebnisse liefern, wobei ein hoher Congestion-Index des Shop-Systems den Effekt von Lot Streaming mindert. Gleiches gilt für die Ressourcenbeschränkungen. Der GA erzielt bessere Ergebnisse verglichen mit der PSO. Das Problem kann als (AJS, M | J, S, dis, ES/VS, aS | T) klassifiziert werden.¹⁸⁸

Die neueste Veröffentlichung, welche die Minimierung der gewichteten Verfrühungen und Verspätungen in einem Flow Shop unter Einbezug von Lot Streaming untersucht, stammt von Tseng und Liao aus dem Jahr 2008. Dabei wird für eine beliebige Anzahl Aufträge sowie Maschinen ein heuristisches Verfahren vorgestellt, bei dem mit Hilfe eines Net Benefit of Movement-Algorithmus für Equal Sublots die Start- und Endzeitpunkte für eine gegebene Auftragssequenz in Form eines rechten Einlastungsplans ermittelt werden. Die Bestimmung der bestmöglichen Sequenz erfolgt unter Einbezug einer PSO-Heuristik. Die Ergebnisse werden vor allem mit der Untersuchung von Yoon / Ventura (2002b) verglichen und zeigen sehr gute Ergebnisse bei wesentlich geringerer Rechenzeit. Tseng und Liao berücksichtigen jedoch keine Rüstprozesse. Das Modell wird als (FS, M | J, S, con, ES | C-d) klassifiziert.¹⁸⁹

Neben den bisher vorgestellten Publikationen können noch zwei weitere Paper aufgeführt werden, welche ansatzweise Lot Streaming in Zusammenhang mit Due Date-bezogenen Zielfunktionen verwenden, jedoch keine vollständigen Untersuchungen enthalten.

2005 untersucht Benli einen Constraint Programming-Ansatz für einen Job Shop mit einer beliebigen Anzahl Maschinen, wobei einzelne Maschinenstufen auch parallele Maschinen aufweisen können. Die Buffer zwischen den Maschinen sind begrenzt und die Aufträge werden in Variable Sublots aufgeteilt, wobei jeder Auftrag einen vorgegebenen Fertigstellungstermin aufweist. Zielsetzung ist die Bestimmung des Fertigungszeitpunkts der Sublots sowie deren Größen. Benli führt an, dass verschiedene Zielfunktionen verwendet werden können, unter anderem auch Due Date-bezogene Kriterien. Seine Untersuchung beschränkt sich auf die Bestimmung

¹⁸⁷ Die Entwicklung der PSO geht auf Eberhardt / Kennedy (1995) zurück und bildet den Informationsaustausch von Vögeln während der Futtersuche im Rahmen der lokalen und globalen Suche nach einem möglichst optimalen Zielfunktionswert nach.

¹⁸⁸ Vgl. Chan / Wong / Chan (2008b).

¹⁸⁹ Vgl. Tseng / Liao (2008).

eines zulässigen Einlastungsplans, eine Auswertung hinsichtlich der Terminabweichung erfolgt nicht.¹⁹⁰

Robert und le Pape stellen 2006 eine Mixed Integer Programming-Lösung zu Lot Streaming und Pegging¹⁹¹ vor, mit der die Sublot-Größen auf Lagerbestände, die Auftragsgrößen sowie die Produktnachfrage optimal ausgerichtet werden kann. Der gesamte Prozess wird als dreistufig gegliedert aufgezeigt, mit der Produktionsprogrammplanung in der ersten Stufe, Lot Streaming und Pegging in der zweiten Stufe sowie Scheduling in der dritten Stufe. Zielsetzung ist dabei die Minimierung der Terminabweichung. Das Paper behandelt lediglich die zweite Stufe und gibt somit keine Auskunft über den Zusammenhang aus Lot Splitting und Scheduling der Sublots.¹⁹²

Der Vollständigkeit halber ist hier noch eine Untersuchung von Mokhtari und Kianfar aus dem Jahr 2007 aufgeführt, welche sich mit der simultanen Bestimmung von Due Dates und zusammenfassendem Batching einzelner Aufträge bei a priori unbekannten Bearbeitungszeiten beschäftigt. Die zu minimierende Kostenfunktion berücksichtigt dabei unter anderem Kosten aus der Terminabweichung, wobei die Losgröße durch die Zusammenfassung von Einzelaufträgen Skaleneffekte größer Stückzahlen ausnutzen soll.¹⁹³

Eine weitere Untersuchung zu Batching als Möglichkeit der Minimierung der maximalen Verzögerung wird 1997 von Ghosh und Gupta vorgestellt, welche für ein Einmaschinenproblem einen Algorithmus mittels dynamischer Programmierung vorstellt.¹⁹⁴ Da beide Paper jedoch Batching anstatt Lot Streaming behandeln und zudem keine weiteren Angaben zu Maschinenumgebungen machen, werden sie hier nur erwähnt.

Abschließend werden in Tabelle 4 die vorgestellten Untersuchungen mit ihren jeweiligen Klassifikationen zusammengefasst.

¹⁹⁰ Vgl. Benli (2005).

¹⁹¹ Pegging bezeichnet die Abstimmung der Bestände zwischen einzelnen Lagern, Losgrößen und der Produktnachfrage (vgl. Robert / Le Pape (2006), S. 2).

¹⁹² Vgl. Robert / Le Pape (2006).

¹⁹³ Vgl. Mokhtari / Kianfar (2007).

¹⁹⁴ Vgl. Ghosh / Gupta (1997).

Tabelle 4: Literaturübersicht

Jahr	Autoren	Problemstellung
Zielfunktion mit Fokus auf Terminabweichungen		
Flow Shop		
2002	Yoon / Ventura	FS, M J, S, con, ES/CS, W/noW C-d
2002	Yoon / Ventura	FS, M J, S, con, ES C-d
2008	Tseng / Liao	FS, M J, S, con, ES C-d
Job Shop		
1990	Sassani	JS, M J, S, dis, VS N
1991	Hancock	JS, M J, 1/2, aS T + Cost
1994	Wagner / Ragatz	JS, 5 J, S, dis, ES mT/N
1994	Kannan / Lyman	JS, 5 J, 1/2/4, dis, ES F/T
2004	Chan / Wong / Chan	JS, M, NI, Buf J, S, ES, aS Cost
2005	Chan / Wong / Chan	JS, M J, S, ES/VS, dS Cost
Assembly Job Shop		
2008	Chan / Wong / Chan	AJS, M J, S, dis, ES/CS, aS Cost
2008	Chan / Wong / Chan	AJS, M J, S, dis, ES/VS, aS T
Zielfunktion ohne Fokus auf Terminabweichungen		
Permutation Flow Shop		
2005	Feldmann / Biskup	PFS, M J, S, con, VS/CS C _{max}
Flow Shop		
1966	Reiter	FS, M 1, S, ES Cost
1989	Potts / Baker	FS, 2/3 1/J, S, con, ES/CS C _{max}
1990	Baker / Pyke	FS, M 1, 2/S, con, ES/CS C _{max}
1990	Kropp / Smunt	FS, M 1, S, con, ES/CS, aS/dS C _{max} /mF
1992	Vickson / Alfredsson	FS, 2/3 1, S, dis, US, W/noW C _{max} /F
1992	Cetinkaya / Kayaligil	FS, 2/3 1, S, dis, US, dS C _{max}
1993	Trietsch / Baker	FS, 2/3/M, II/NI J, S, con/dis, CS/VS, noW C _{max}
1993	Baker / Jia	FS, 3, II/NI J, S, con, ES/CS C _{max}
1994	Glass et al.	FS/JS/OS, 3, II/NI 1, S, con, CS, W/noW C _{max}
1994	Cetinkaya	FS, 2 J, S, con/dis, VS, dS C _{max}
1995	Vickson	FS, 2 J, S, con/dis, CS, aS/dS C _{max}
1995	Baker	FS, 2/3/M J, S, dis, US, aS/dS C _{max}
1996	Chen / Steiner	FS, 2/3, II/NI 1, S, con, CS, W/noW, dS C _{max}
1997	Chen / Steiner	FS, M 1, S, con/dis, CS C _{max}
1998	Chen / Steiner	FS, 3 1, S, con, CS, W/noW, aS C _{max}
1998	Şen et al.	FS, 2 1, S, con, ES/CS/VS C _{max}
1998	Glass / Potts	FS, M 1, S, con, CS C _{max}
1999	Sriskandarajah / Wagneur	FS, 2 J, S, con/dis, ES, noW, aS C _{max}
1999	Chen / Steiner	FS, 2, II/NI 1, S, dis, ES/CS C _{max}
2000	Liu / Chen	FS, M 1, S, con, VS C _{max}
2000	Kumar et al.	FS, M J, S, con/dis, CS, noW C _{max}
2000	Kalir / Sarin	FS, M, II/NI 1, 1/S, con, ES C _{max} /mF/avgWIP
2001	Wagneur	FS, 3, NI 1, S, con, CS, noW C _{max}
2001	Kalir / Sarin	FS, M 1, S, con/dis, ES, aS C _{max} /Cost
2001	Kalir / Sarin	FS, M J, S, con, ES C _{max}
2002	Bukchin et al.	FS, 2 1, S, con, CS/VS, aS mF
2003	Liu	FS, M 1, S, dis, VS C _{max}

2003	Hall et al.	FS, M 1/J, S, dis, CS, noW, aS C_{\max}
2004	Bukchin / Masin	FS, M 1, S, dis, CS, aS $C_{\max} + mF$
2005	Marimuthu / Ponnambalam	FS, 2 J, S, dis, US, aS C_{\max}
2006	Biskup / Feldmann	FS, M 1, S, con/dis, VS, aS/dS C_{\max}
2009	Edis / Ornek	FS, M 1, S, dis, CS C_{\max}
2010	Pan et al.	FS, M, II/NI J, S, dis, ES, aS C_{\max}
2010	Bukchin et al.	FS, M J, S, con, CS, aS $C_{\max} + F$
2011	Buscher / Shen	JS, M J, S, dis, CS, noW, aS/dS C_{\max}
2012	Pan / Ruiz	FS, M, II/NI J, S, con, ES, aS C_{\max}
Job Shop		
1997	Dauzère-Pérès / Lasserre	JS, M J, S, con/dis, CS, aS C_{\max}
2000	Ramasesh et al.	JS, M, NI 1, S, con/dis, ES Cost
2004	Low et al.	JS, M J, S, ES/CS, W, dS $C_{\max} + \text{Cost}$
Andere Shops und Mischformen		
1999	Şen / Benli	OS, 2 1/J, S, ES/CS, -/prmt C_{\max}
2009	Kim / Jeong	PAR/FS, M J, S, CS, noW, aS C_{\max}
2010	Çetinkaya / Duman	MS, 2 J, S, con, VS C_{\max}

Aus den dargestellten bisherigen Untersuchungen zu Lot Streaming und Due Date-Zielfunktionen, welche im Rahmen einer ausführlichen Literaturrecherche ausfindig gemacht wurden, kann eine Reihe verschiedener weiterführender Forschungsansätze abgeleitet werden. Mögliche Formen der Erweiterung des bisherigen Forschungsstandes werden im nachfolgenden Abschnitt aufgezeigt.

3.3 Offene Forschungsfragen als Grundlage dieser Arbeit

Im Folgenden werden die Ansätze herausgearbeitet, welche als Basis für die weiteren Teile dieser Arbeit dienen. Sie gründen auf den Auswertungen der bisherigen Lot Streaming-Forschungen aus dem vorherigen Abschnitt. Diese Ansätze fließen im nächsten Kapitel in einen neuen Modellansatz ein.

Alle Untersuchungen, welche Fälligkeitstermine betrachten, gehen von einem Termin pro Auftrag aus und stimmen somit alle Sublots auf diesen Termin ab. Es liegen bislang keine Ansätze zu Lot Streaming bei auftragsbezogenen Lieferterminvektoren vor, d. h. wenn es für einen Auftrag mehrere Liefertermine gibt. Es ist somit eine offene Forschungsfrage, ob es zu besseren Zielfunktionswerten führt, wenn ein Liefertermin durch mehrere Sublots bedient wird bzw. ein Sublot mehrere Liefertermine bedient. Zudem wurden im Rahmen der Lot Streaming-Forschung bislang keine Untersuchungen zu Due Windows, sondern lediglich zu Due Dates vorgestellt. Diese Erkenntnisse stellen die Grundlagen für das zu entwickelnde Modell in dieser Arbeit

dar. Im Folgenden werden weitere Untersuchungsansätze aufgeführt, welche ebenfalls im nächsten Kapitel Berücksichtigung finden.

Die Verwendung von positionsbezogenen Einlastungsparametern für die Scheduling-Entscheidung findet in der Lot Streaming-Literatur bislang wenig Beachtung. Außer Feldmann / Biskup (2005) und Tseng / Liao (2008) nutzen die Autoren eine Binärvariable zur Bestimmung der Bearbeitungsreihenfolge, mit der i. d. R. durch eine vierfache Indizierung über die Werte 1 und 0 ausgedrückt wird, ob Sublot s von Auftrag j auf Sublot s' von Auftrag j' folgt oder nicht.¹⁹⁵ Die beiden genannten Beispiele nutzen positionsbasierte Binärvariablen zudem nur auf Auftrags- und nicht auf Sublot-Ebene. Die Nutzung einer Umrechnung von Sublots in Einlastungspositionen findet somit bislang keine Anwendung in der Literatur.

Für einen Kunden ist es in diesem Zusammenhang nicht relevant, aus welchen Einlastungspositionen sich seine Lieferung an einem Fälligkeitstermin zusammensetzt, solange sie die geforderten Mengen enthält und termingerecht erfolgt. Diese generelle positionsbasierte Betrachtung der Fälligkeitstermine, losgelöst von den Aufträgen, wird von Hall et al. bereits 1991 in einer Untersuchung aufgegriffen (insbesondere für den Fall, dass zu einem bestimmten Termin mindestens die geforderte Menge fertiggestellt sein muss), jedoch mit starkem Bezug zur Komplexität dieser Problemstellung und nicht mit konkreten Lösungshinweisen sowie nicht unter Einbezug von Lot Streaming.¹⁹⁶ Sie wird in der zweiten Zielsetzung dieser Arbeit, der Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge, aufgegriffen.

Ebenso findet in der Literatur die Option, dass Sublots auch 0 Einheiten enthalten können, wenig Beachtung. Dauzère-Pérès / Lasserre (1997) bilden hiervon eine Ausnahme. In der Regel gehen die Untersuchungen davon aus, dass die Anzahl Sublots bekannt ist und deren Größe vor dem Scheduling-Prozess ermittelt wird. Eine iterative Herangehensweise der Reihenfolgebestimmung als ersten Prozessschritt mit anschließender simultaner Ermittlung von Sublot-Anzahl und -größen findet bislang kaum Anwendung. In den meisten Fällen der Literatur wird zuerst die Anzahl Sublots sowie deren Größe bestimmt und darauf aufbauend im zweiten Schritt die Scheduling-Entscheidung getroffen. In dieser Arbeit wird ein umgekehrter Ansatz gewählt, welcher zuerst eine Sequencing-Struktur vorgibt und anschließend die Anzahl Sublots sowie

¹⁹⁵ Hierbei gelten $j \neq j'$ sowie $s \neq s'$.

¹⁹⁶ Vgl. Hall / Sethi / Sriskandarajah (1991).

deren Größe innerhalb vorgegebener Grenzen bestimmt. Dieser zweistufige Prozess wird iterativ wiederholt, bis ein akzeptables Ergebnis erzielt ist.

Zudem wird in der bisherigen Lot Streaming-Literatur, welche Fälligkeitstermine berücksichtigt, Rüstzeiten nur für Job Shops einbezogen, nicht jedoch für den Spezialfall eines Permutation Flow Shops. Weiterhin werden in den wenigsten Untersuchungen Rüstzeiten als Sublot-bezogen betrachtet, sondern in der Regel nur einmalige Rüstprozesse für alle aufeinanderfolgenden Sublots eines Auftrags berücksichtigt. Kropp / Smunt (1990), Bukchin / Tzur / Jaffe (2002) sowie Kalir / Sarin (2003) stellen hier eine Ausnahme dar. Sie verwenden Sublot-attached Setups. Diese haben ihre praktische Berechtigung, werden jedoch in der Literatur zumeist vernachlässigt.¹⁹⁷

Eine weitere Erkenntnis aus der Literaturuntersuchung liegt zudem darin, dass fast kein Autor Schedules vorstellt, welche nicht semi-aktiv sind, somit in der Literatur fast immer ein frühestmöglicher Beginn der Bearbeitungen angestrebt wird. Cetinkaya / Kayaligil (1992), Vickson / Alfredsson (1992) sowie Tseng / Liao (2008) bilden hiervon eine Ausnahme und nehmen explizit rechts eingelastete Schedules an. In der Praxis gibt es für rechte Einlastungspläne jedoch eine Reihe von Vorteilen, auf die in Abschnitt 7.3 weiter eingegangen wird.

Die hier zusammengefassten Erkenntnisse aus der Literaturrecherche werfen neue Forschungsfragen auf, welche in den nächsten Kapiteln auf der Basis eines analytischen Modells mathematisch erfasst und durch eine numerische Auswertung hinsichtlich ihrer Anwendbarkeit untersucht werden. Die in Abschnitt 1.1 bereits grob aufgelisteten Forschungsfragen werden wie folgt konkretisiert:

1. Ist der Einsatz von Lot Streaming geeignet, um die Minimierung der Terminabweichung bzw. der nicht termingerecht fertiggestellten Menge zu verbessern, wenn mehrere Liefertermine pro Auftrag betrachtet werden, wobei für jeden Liefertermin ein Due Window vorliegt?
2. In welchen Fällen werden durch ein Sublot die Mengeneinheiten für mehrere Liefertermine eines Auftrags bereitgestellt?

¹⁹⁷ An dieser Stelle sei auf die aufgezeigten praktischen Anwendungsgebiete des in dieser Arbeit entwickelten Modells in Abschnitt 7.3 verwiesen.

3. In welchen Fällen werden die geforderten Mengeneinheiten für einen Liefertermin eines Auftrags durch mehrere Sublots bereitgestellt?
4. Wie beeinflussen Rüstprozesse die Bildung von Sublots, wenn Sublot-attached Setups angenommen werden und somit ein unmittelbarer Zusammenhang zwischen der Anzahl Sublots und dem Rüstaufwand besteht?
5. Wie beeinflusst die Anzahl Aufträge die Bildung von Sublots?
6. Wie gut eignen sich die entwickelten Prioritätsregeln zur Durchführung der Zuordnung von Sublots in Einlastungspositionen?
7. Wie gut eignet sich der vorgestellte Genetische Algorithmus zur Verbesserung der Zuordnung von Sublots in Einlastungspositionen?
8. Ist ein Dekompositionsansatz eine geeignete Methode, um zunächst eine Sequencing-Struktur mittels Einlastungspositionen festzulegen und darauf aufbauend optimale Sublot-Anzahlen sowie -größen zu bestimmen unter der Annahme, dass auch Sublots mit 0 Einheiten zulässig sind?
9. Ist ein Due Date-orientiertes Scheduling der Sublots eine mögliche Alternative zum semi-aktiven Scheduling, wie es in der Literatur Anwendung findet?
10. Kann das vorgestellte Modell verwendet werden, um zielfunktionsgerechte Fertigstellungstermine der zu produzierenden Einheiten zu bestimmen, welche dem Auftraggeber nicht zum Nachteil in Form von Verspätungen seiner bestellten Ware werden, dem Produzenten hingegen zu mehr Flexibilität bei der Produktionsplanung verhelfen?

Auf diese Fragen wird im Rahmen der numerischen Untersuchung in Kapitel 6 wieder Bezug genommen.

4 Entwicklung eines Lot Streaming-Verfahrens für auftragsbezogene Lieferterminvektoren

In diesem Abschnitt wird ein Ansatz entwickelt, welcher die Fertigstellung von Sublots so optimiert, dass sie zeitlich möglichst mit den jeweiligen Lieferterminen eines Auftrags zusammenfallen. Die auftragsspezifischen Fälligkeitstermine werden dabei als Lieferterminvektoren bezeichnet, d. h. ein Auftrag weist mehrere getrennt voneinander zu betrachtende Liefertermine aus, zu denen Teilmengen gefordert werden. Der Lösungsprozess ist in Form eines zweistufigen heuristischen Vorgehens aufgebaut. Dazu erfolgt zunächst mit Hilfe von Prioritätsregeln eine Zuordnung von Auftrags-Sublots in sog. Einlastungspositionen. Diese sind für den gesamten Produktionsablauf konstant, sodass es sich bei dem betrachteten Reihenfertigungsprozess um einen Permutation Flow Shop handelt. Anschließend werden, basierend auf dieser Zuordnung, die Sublot-Größen der jeweiligen Positionen sowie deren Startzeitpunkte auf den Maschinen des Flow Shops simultan unter Zuhilfenahme eines Mixed Integer Programs bestimmt. Dieses Vorgehen ist in Abbildung 8 dargestellt.

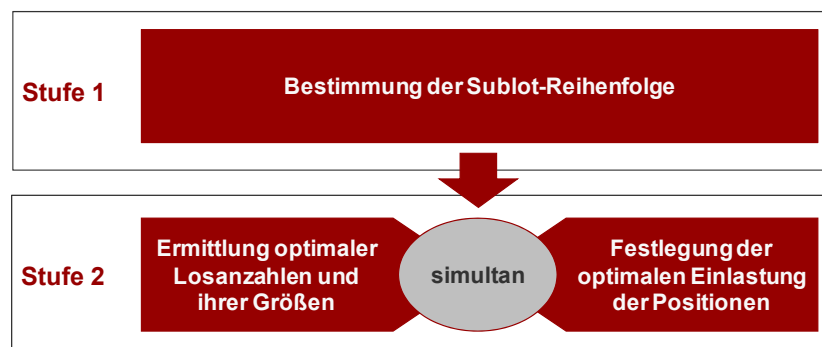


Abbildung 8: Schema des zweistufigen Lösungsvorgehens

Die erzielbare Lösungsgüte des MIP ist dabei stark von der zuvor erfolgten Zuordnung der Einlastungspositionen abhängig. Basierend auf den Prioritätsregeln wird daher im Anschluss in Kapitel 5 eine Heuristik entwickelt, welche in Form eines Genetischen Algorithmus die Positionszuordnungen und somit den Zielfunktionswert verbessert. Die beiden in dieser Arbeit vorgestellten Zielsetzungen sind einerseits die Minimierung der absoluten Terminabweichung sowie andererseits die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge.

4.1 Rahmenbedingungen und Restriktionen

Für das nachfolgend aufgestellte MIP-Modell gilt eine Reihe von Prämissen und Annahmen, welche in diesem Abschnitt aufgestellt werden und die zugrunde liegenden Rahmenbedingungen abbilden. Sie bestimmen die Art und Weise, wie die Untersuchungsinstanzen zu lösen sind und werden vor allem aus Gründen der Abbildung der Rahmenbedingungen sowie der Komplexitätsreduktion und der Vergleichbarkeit numerischer Untersuchungen benötigt. Hierfür stellt Abschnitt 4.1.1 die getroffenen Annahmen und Eigenschaften des Untersuchungsproblems vor, bevor Abschnitt 4.1.2 die formalen Definitionen angibt.

4.1.1 Definitionen von Eigenschaften der Modellbestandteile

Aus Gründen der Übersichtlichkeit werden die Annahmen und Eigenschaften des zu untersuchenden Problems und seiner Modellformulierung untergliedert hinsichtlich Aufträge, Sublots, Zuordnungspositionen, Maschinen und Lieferterminen. Der Abschnitt schließt mit weiteren Annahmen, wie sie in der Folge unterstellt werden.

4.1.1.1 Auftragspezifische Eigenschaften

In diesem Abschnitt werden die Annahmen definiert, welche für die Aufträge gelten:

- a) Alle Aufträge liegen zum Zeitpunkt 0 vor, es sei denn es ist explizit ein späterer Freigabezeitpunkt für den jeweils betrachteten Auftrag vorgegeben.
- b) Jeder Auftrag besteht aus einer Vielzahl identischer Einheiten.
- c) Alle Aufträge müssen mit allen Einheiten produziert werden.
- d) Jeder Auftrag weist eine fixe Anzahl Fertigungsstufen auf und ist auf allen Maschinen zu fertigen.

4.1.1.2 Sublot-bezogene Eigenschaften

Dieser Abschnitt listet die Eigenschaften auf, welche die Sublots der Aufträge betreffen:

- a) Jeder Auftrag kann in mehrere Sublots kontinuierlich aufgeteilt werden.
- b) Sublots können keine Einheiten enthalten, d.h. theoretische Sublots mit einer Größe von 0 Einheiten sind möglich.

- c) Enthält ein Sublot eine positive (von 0 verschiedene) Anzahl Einheiten, so beträgt die Mindestgröße dieses Sublots eine Einheit.
- d) Die maximale Anzahl Sublots für einen Auftrag ist beschränkt durch die Anzahl zu produzierender Einheiten in diesem Auftrag.
- e) Die Anzahl Sublots pro Auftrag, die Einheiten enthalten, ist ex ante unbekannt, ebenso die Anzahl Einheiten, welche in diesen Sublots enthalten sind.
- f) Die Entscheidung über Anzahl und Größe der Sublots wird einmalig zu Beginn der Fertigung getroffen und ist fix für den gesamten Fertigungsprozess (Continuous Sublots).¹⁹⁸

4.1.1.3 Eigenschaften betreffend die Zuordnung der Sublots zu Positionen

Jeder Auftrags-Sublot-Kombination wird eine sog. Einlastungsposition zugeordnet. Für diese Zuordnungen gelten die folgenden Annahmen:

- a) Die Zuordnung der Auftrags-Sublots in Positionen erfolgt zu Beginn der Fertigung in Form der Bestimmung eines Zuordnungsparameters und ist fix für den gesamten Fertigungsprozess (Permutation Schedule).
- b) Eine Einlastungsposition repräsentiert genau ein Sublot eines bestimmten Auftrags.
- c) Jedes Sublot eines Auftrags wird durch genau eine Einlastungsposition repräsentiert.
- d) Die maximale Gesamtanzahl Einlastungspositionen ist bekannt und ergibt sich aus der insgesamt zu fertigenden Anzahl Einheiten über alle Aufträge.

4.1.1.4 Maschinenbezogene Eigenschaften

Die Einlastungspositionen stellen die Grundlage für die Erstellung des Schedules auf den Maschinen dar und sind somit grundlegender Bestandteil der Annahmen zu den Maschinen. Für diese gelten die nachfolgend genannten Prämissen:

- a) Jede Position kann maximal auf einer Maschine zu einem gegebenen Zeitpunkt bearbeitet werden.

¹⁹⁸ In der Literatur wird vielfach aufgezeigt, dass Consistent Sublots zu sehr guten Ergebnissen führen und die Betrachtung von Variable Sublots daher nicht zwingend erforderlich ist (v.a. in 2- und 3-Maschinenfällen führen sie bereits zu optimalen Ergebnissen (vgl. bspw. Chen / Steiner (1997), S. 593)). Consistent Sublots sind praktikabler hinsichtlich des Rechenaufwands und finden auch in der Praxis häufiger Anwendung als Variable Sublots, weshalb für diese Arbeit die oben getroffene Annahme gilt.

- b) Eine Maschine kann maximal eine Position zu einem gegebenen Zeitpunkt bearbeiten.
- c) Es fällt kein Ausschuss an.
- d) Alle Maschinen sind uneingeschränkt verfügbar. Etwaige Produktionsausfälle, Wartungs- und Reparaturzeiten werden nicht berücksichtigt.
- e) Die Maschinenreihenfolge ist durch die streng monoton steigende Anordnung der Maschinenindizes vorgegeben (Flow Shop).
- f) Jede Maschinenstufe enthält genau eine Maschine, welche unabhängig von anderen Maschinenstufen arbeitet.
- g) Die Unterbrechung der Produktion einer Position ist nicht gestattet (No Preemption).
- h) Zwischen der Bearbeitung zweier aufeinanderfolgender Positionen auf einer Maschine kann eine Stillstandszeit entstehen (Intermitted Idling).
- i) Zwischen der Bearbeitung einer Position auf zwei aufeinanderfolgenden Maschinen kann eine Wartezeit entstehen (Waiting).
- j) Die Prozesszeit für eine Einheit ist abhängig von dem jeweils produzierten Auftrag und der betrachteten Maschinenstufe, jedoch unabhängig von der Sequenz der Aufträge.
- k) Die Prozesszeiten sind konstant über den gesamten Fertigungsprozess. Lern- und Abnutzungseffekte, welche die Zeiten beeinflussen können, treten nicht auf.
- l) Es werden Rüstzeiten berücksichtigt, welche für jedes Sublot (mit einer positiven Anzahl Einheiten) und unabhängig von der Sequenz der eingelasteten Aufträge anfallen. Diese Setups können erst durchgeführt werden, wenn das entsprechende Sublot eines Auftrags an der Maschine eingetroffen ist (Sublot-attached Setups).
- m) Der Transport einer Position von einer Maschine zur nächsten erfolgt für alle Einheiten dieser Einlastungsposition (Sublot Availability).
- n) Es fallen keine Transportzeiten zwischen den einzelnen Maschinenstufen für die Sublots an.
- o) Wird eine Position auf einer Maschine fertig bearbeitet und kann die Bearbeitung auf der Folgemaschine noch nicht direkt im Anschluss erfolgen, wird sie in ein Zwischenlager ohne Kapazitätsbeschränkung übernommen (No Blocking), sprich die Lagerung von unfertigen Positionen zwischen den Maschinenstufen kann unbegrenzt erfolgen (unlimited Buffers).

4.1.1.5 Eigenschaften der Liefertermine und der Lieferterminmengen

Das betrachtete Modell untersucht Terminabweichungen bzw. die Abweichung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge einzelner Auftragspositionen, wofür die folgenden Annahmen hinsichtlich Lieferterminen und -mengen gelten:

- a) Ein Auftrag kann einen oder mehrere Liefertermine aufweisen, zu denen jeweils fest definierte Liefermengen gefordert werden (auftragsspezifische Lieferterminvektoren).
- b) Alle Liefertermine sind mit ihren jeweiligen Lieferterminmengen (aus den entsprechenden Aufträgen) zu bedienen.
- c) Die Summe aller Lieferterminmengen über alle Liefertermine eines Auftrags entspricht der Anzahl Einheiten dieses Auftrags.
- d) Jeder Liefertermin ist durch einen frühesten und einen spätesten geforderten Lieferzeitpunkt gekennzeichnet (Due Window). Sind beide Termine identisch, reduziert sich die Annahme auf einen geforderten Lieferzeitpunkt (Due Date).
- e) Die in einer Einlastungsposition enthaltenen Einheiten eines einzelnen Sublot des betrachteten Auftrags können einem oder mehreren Lieferterminen zugeordnet werden und dienen folglich der Deckung der Bedarfe an den jeweiligen Lieferterminen. Analog kann ein einzelner Liefertermin durch Sublots aus einer oder mehreren Einlastungspositionen bedient werden. Beide Zuordnungen sind ex ante unbekannt.
- f) Die Due Windows bzw. Due Dates der einzelnen Liefertermine gelten für alle Einheiten dieses Liefertermins und somit folglich auch für alle dem jeweiligen Liefertermin zugeordneten Einlastungspositionen.
- g) Die Terminabweichung ermittelt sich aus dem Fertigstellungszeitpunkt einer Position auf der letzten Maschine und dem Due Window bzw. Due Date der Liefertermine, zu denen die in dieser Position enthaltenen Einheiten zugeordnet werden.
- h) Die Einlastung der Aufträge erfolgt auf der Zeitschiene so spät wie möglich in Form eines rechten Einlastungsplans.

4.1.1.6 Weitere Eigenschaften

Darüber hinaus wird noch eine Reihe weiterer Eigenschaften für das zu untersuchende Problem definiert:

- a) Die betrachtete Zeitspanne beginnt zum Zeitpunkt 0 und reicht unendlich in die Zukunft (abgebildet durch positive Zahlen).
- b) Die Anzahl Aufträge, die Anzahl Maschinen sowie die Anzahl betrachteter Liefertermine sind ebenso bekannt wie die Anzahl Einheiten pro Auftrag sowie die Anzahl Liefertermine pro Auftrag.
- c) Für jeden Liefertermin jedes Auftrags ist die geforderte Menge sowie deren frühester und spätester geforderter Lieferzeitpunkt (Due Window) bekannt.
- d) Sowohl die Verfrühung als auch die Verspätung wird gewichtet, wobei die Gewichtungsfaktoren ex ante bekannt sind.
- e) Eine Einlastungsposition bzw. ein Sublot ist zur Auslieferung bereit, wenn es seine letzte Fertigungsstufe beendet hat (Sublot Completion Time-Modell).

4.1.2 Abbildung der Eigenschaften in einem Formalmodell

In diesem Abschnitt wird ein formales Modell vorgestellt, welches die zuvor definierten Eigenschaften in Form eines gemischt-ganzzahligen Modells abbildet. Diese Form der MIP-Modellierung hat sich in der Forschung als geeignet zur optimalen Lösung kleinerer und mittlerer Problem instanzen gezeigt.¹⁹⁹ Zunächst werden die Bestandteile des Modells genannt, bevor im Anschluss die linearen Restriktionen vorgestellt und erläutert werden.

4.1.2.1 Modell-Bestandteile

Die Bestandteile des Modells werden nachfolgend in die Kategorien Parameter, Entscheidungsvariablen und abhängige Variablen eingeteilt und mit ihren jeweiligen Gültigkeitsbereichen vorgestellt. Ihnen liegen die folgenden Indizierungen zugrunde:

j	Index eines Auftrags	$j = 1(1)J$
s	Index eines Sublot	$s = 1(1)S$
k	Index eines Lieferzeitpunkts	$k = 1(1)K$

¹⁹⁹ Vgl. bspw. Stafford (1988).

m	Index einer Maschine	$m = 1(1)M$
p	Index einer Einlastungsposition	$p = 1(1)P$

Die Parameter und Variablen liegen entweder im Raum der nicht negativen reellen Zahlen R_0^+ oder der nicht negativen natürlichen Zahlen Z_0^+ , worauf nachfolgend eingegangen wird. Für die Binärvariablen gilt entsprechend eine Begrenzung auf 0 oder 1.

4.1.2.1.1 Modell-Parameter

Die Daten für das Modell werden in Form von Inputparametern vorgegeben. Diese umfassen zunächst die Parameter zur Bestimmung des Modellumfangs:

J	Maximale Anzahl Aufträge	$J \in Z_0^+$
S	Maximale Anzahl Sublots (über alle Aufträge)	$S \in Z_0^+$
K	Maximale Anzahl Liefertermine (über alle Aufträge)	$K \in Z_0^+$
M	Maximale Anzahl Maschinen	$M \in Z_0^+$
P	Maximale Anzahl Einlastungspositionen	$P \in Z_0^+$

Die maximale Anzahl möglicher Positionen P ist dabei als die Summe aller Einheiten über alle Aufträge definiert:²⁰⁰

$$P = \sum_{j=1}^J i_j \quad (19)$$

Somit ist es möglich, die Anzahl Positionen nach oben zu begrenzen, wodurch das Modell vereinfacht wird.²⁰¹ In dem einfachen Beispiel nur eines zu betrachtenden Auftrags mit zehn Einheiten gibt es folglich zehn Positionen, in einem Beispiel mit zwei Aufträgen mit 6 und 12 Einheiten stehen 18 Einlastungspositionen zur Verfügung.

Im nächsten Schritt werden die Parameter mit den Angaben zu den einzelnen Aufträgen angeführt.

²⁰⁰ P ist somit streng genommen kein Parameter, sondern eine abhängige Variable. Weil der Wert für P jedoch direkt aus der Eingabe der Anzahl Einheiten je Auftrag erfolgt und daher keine Variable für das MIP darstellt, wird hier die Terminologie eines Parameters angewendet.

²⁰¹ Die Alternative wäre ein Modellansatz mit einer beliebigen Anzahl Positionen, bei dem auch Sublots mit weniger als einer Einheit zulässig wären. Ein solcher Ansatz würde die Rechenkomplexität und somit das Auffinden guter Lösungen jedoch deutlich erhöhen, weshalb in dieser Arbeit davon abgesehen wird.

i_j	Anzahl zu fertigender identischer Einheiten des Auftrags j	$i_j \in \mathbb{Z}_0^+$
ds_j	Anzahl Liefertermine des Auftrags j	$ds_j \in \mathbb{Z}_0^+$
v_{jk}	Geforderte Liefermenge des Auftrags j zum Liefertermin k	$v_{jk} \in \mathbb{Z}_0^+$
a_{jk}	Frühester Lieferzeitpunkt von Auftrag j am Liefertermin k	$a_{jk} \in \mathbb{R}_0^+$
z_{jk}	Spätester Lieferzeitpunkt von Auftrag j am Liefertermin k	$z_{jk} \in \mathbb{R}_0^+$
g_j	Freigabezeitpunkt für Auftrag j auf der ersten Maschine	$g_j \in \mathbb{R}_0^+$

Die Prozesszeiten der Aufträge auf den einzelnen Maschinen werden für die Bearbeitungsdauer einer Einheit sowie für die Rüstzeit eines Sublots erfasst:

pc_{jm}	Prozessdauer einer Einheit von Auftrag j auf Maschine m	$pc_{jm} \in \mathbb{R}_0^+$
r_{jm}	Rüstdauer für ein Sublot des Auftrags j auf Maschine m	$r_{jm} \in \mathbb{R}_0^+$

Für die Bestimmung einer eindeutigen Zuordnung eines Sublots eines Auftrags in eine Einlastungsposition wird der folgende binäre Einlastungsparameter verwendet:²⁰²

l_{jsp}	Binärer Entscheidungsparameter zur Einlastung von Sublot s des Auftrags j in die Position p	$l_{jsp} \in \{0,1\}$
-----------	---------------------------------------------------------------------------------------------------	-----------------------

Für Problemstellungen, welche die Auswirkungen der Anzahl Sublots auf das Ergebnis untersuchen, können diese durch den nachfolgenden Parameter eingegrenzt werden:

sm_j	Maximal zulässige Anzahl Sublots für Auftrag j	$sm_j \in \mathbb{Z}_0^+$
--------	--------------------------------------------------	---------------------------

Verfrühung sowie Verspätung der Sublot-Positionen kann über die folgenden Parameter gewichtet werden:²⁰³

ep	Gewichtungsfaktor für Verfrühung	$ep \in \mathbb{R}_0^+$
tp	Gewichtungsfaktor für Verspätung	$tp \in \mathbb{R}_0^+$

²⁰² Die Verwendung dieses Parameters wird in den nachfolgenden Abschnitten noch ausführlich erläutert werden. Wichtig ist, dass eine eindeutige Zuordnung erfolgt. Bspw. kann Sublot 2 von Auftrag 3 nur in eine Position eingeplant werden. Ist dies bspw. die Position 4, so gelten $l_{324} = 1$ und $l_{32p} = 0 \ \forall p \neq 4$. Außerdem kann die Position 4 nur einmal vergeben werden, sodass weiterhin $l_{js4} = 0 \ \forall j \neq 3 \ s \neq 2$ gilt.

²⁰³ Die Gewichtungsfaktoren sind in diesem Modell auftragsunabhängig gewählt. Sie können alternativ mit j indiziert werden und somit zu einer auftragsspezifischen Gewichtung führen.

Abschließend wird noch ein Parameter in Form einer großen Zahl benötigt:

B Ausreichend große Zahl $B \in R_0^+$

Die Zahl B ist ausreichend groß zu bestimmen, wobei nach oben keine Grenzen gesetzt sind.²⁰⁴ Damit sind die Parameter als Inputfaktoren abgehandelt. Im Folgenden werden die Entscheidungsvariablen des Modells vorgestellt.

4.1.2.1.2 Entscheidungsvariablen des Modells

Im Verlauf der Optimierungsiterationen legt das MIP die Werte für die nachfolgend aufgeführten Entscheidungsvariablen fest:

y_{js}	Binäre Entscheidungsvariable, ob Sublot s des Auftrags j mit Einheiten befüllt wird	$y_{js} \in \{0,1\}$
yd_{jsk}	Binäre Entscheidungsvariable, ob Einheiten des Sublot s von Auftrag j zum Liefertermin k ausgeliefert werden	$yd_{jsk} \in \{0,1\}$
u_{js}	Anzahl zu fertigender identischer Einheiten des Auftrags j in Sublot s	$u_{js} \in R_0^+$
ud_{jsk}	Anzahl identischer Einheiten des Sublot s von Auftrag j , welche zum Liefertermin k ausgeliefert werden	$ud_{jsk} \in R_0^+$
b_{pm}	Startzeitpunkt des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags auf der Maschine m	$b_{pm} \in R_0^+$

4.1.2.1.3 Abhängige Variablen des Modells

Auf Basis der Entscheidungsvariablen wird eine Reihe abhängiger Variablen berechnet, welche für das Modell sowie für die Auswertung der Ergebnisse benötigt werden. Diese sind im Einzelnen:

f_{pm}	Endzeitpunkt der Bearbeitung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags auf der Maschine m	$f_{pm} \in R_0^+$
----------	---------------------------------------------------------------------------------------------------------------	--------------------

²⁰⁴ Es empfiehlt sich jedoch aus Gründen der Vermeidung von Rundungsfehlern in Verbindung mit der computer- bzw. softwarespezifischen Rechengenauigkeit die Zahl so groß wie nötig, jedoch so klein wie möglich zu wählen. Für eine näherungsweise Bestimmung der Zahl B wird auf ein im Anhang vorgestelltes Verfahren verwiesen, zu finden in Abschnitt A.1, welches auch im Rahmen der in Kapitel 6 aufgezeigten numerischen Untersuchungen Anwendung findet.

h_{pm}	Stillstandszeit der Maschine m zwischen den in Position p und Position $p + 1$ eingelasteten Sublots	$h_{pm} \in R_0^+$
w_{pm}	Wartezeit des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags zwischen den Maschinen m und $m + 1$	$w_{pm} \in R_0^+$
at_{pk}	Untere Grenze des Due Windows des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags am Liefertermin k	$at_{pk} \in R_0^+$
zt_{pk}	Obere Grenze des Due Windows des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags am Liefertermin k	$zt_{pk} \in R_0^+$
e_{pk}	Verfrühung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags am Liefertermin k	$e_{pk} \in R_0^+$
t_{pk}	Verspätung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags am Liefertermin k	$t_{pk} \in R_0^+$
c_{pk}	Binäre Variable, die angibt, ob der in Position p eingelastete Anteil eines Sublots eines Auftrags, welcher dem Liefertermin k zugeordnet wurde, verfrüht ist	$c_{pk} \in \{0,1\}$
q_{pk}	Binäre Variable, die angibt, ob der in Position p eingelastete Anteil eines Sublots eines Auftrags, welcher dem Liefertermin k zugeordnet wurde, verspätet ist	$q_{pk} \in \{0,1\}$
x_{pk}	Nicht termingerecht fertiggestellte Menge der Position p bezogen auf den Liefertermin k (verfrüht sowie verspätet)	$x_{pk} \in R_0^+$
ej_p	Verfrühung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags bezogen auf alle Liefertermine	$ej_p \in R_0^+$
tj_p	Verspätung des in Position p eingelasteten Sublots eines Auftrags bezogen auf alle Liefertermine	$tj_p \in R_0^+$
cj_p	Binäre Variable, die angibt, ob das in Position p eingelastete Sublots eines Auftrags verfrüht ist	$cj_p \in \{0,1\}$
qj_p	Binäre Variable, die angibt, ob das in Position p eingelastete Sublots eines Auftrags verspätet ist	$qj_p \in \{0,1\}$
C	Anzahl verfrühter Positionen	$C \in Z_0^+$
Q	Anzahl verspäteter Positionen	$Q \in Z_0^+$
O_j	Anzahl erzeugter Sublots aus Auftrag j	$O_j \in Z_0^+$
PN	Insgesamt angefallene Terminabweichung	$PN \in R_0^+$

X	Insgesamt verfrühte und verspätete Menge	$X \in R_0^+$
ZF	Zielfunktionswert	$ZF \in R_0^+$

4.1.2.2 Restriktionen des Modells

Auf Grundlage der zuvor deklarierten Parameter und Variablen werden in diesem Abschnitt die Restriktionen des Modells aufgestellt und in ihrer Funktionsweise erörtert. Hierzu sind die Restriktionen nach Scheduling, Lieferterminen, Mengenkontinuitäten und allgemeinen Kontrollfunktionen unterteilt.

4.1.2.2.1 Schedulingbezogene Restriktionen

Für die Einlastung der Aufträge auf den Maschinen werden die nachfolgenden Restriktionen definiert. Diese umfassen die Formeln (20) bis (26):

$$b_{p,m+1} \geq f_{pm} \quad \forall p, m \mid m \neq M \quad (20)$$

$$b_{p+1,m} \geq f_{pm} \quad \forall p, m \mid p \neq P \quad (21)$$

$$f_{pm} = b_{pm} + \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S (u_{js} * pc_{jm} + r_{jm} * y_{js}) * l_{jsp} \quad \forall p, m \quad (22)$$

$$h_{pm} = b_{p+1,m} - f_{pm} \quad \forall p, m \mid p \neq P \quad (23)$$

$$w_{pm} = b_{p,m+1} - f_{pm} \quad \forall p, m \mid m \neq M \quad (24)$$

$$b_{pm} \geq \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S g_j * l_{jsp} \quad \forall p, m \mid m = 1 \quad (25)$$

$$h_{pm} \leq B * \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S y_{js} * l_{jsp+1} \quad \forall p, m \mid p \neq P \quad (26)$$

Die Formeln (20) und (21) stellen sicher, dass der Beginn der Bearbeitung auf der nachfolgenden Maschine $m + 1$ für eine Position frühestens nach der Fertigstellung dieser Position auf der aktuellen Maschine m starten kann bzw. dass die Bearbeitung einer Folgeposition $p + 1$ auf einer Maschine m erst nach der Fertigstellung der zur Zeit bearbeiteten Position p auf dieser Maschine beginnt. Die Beziehung zwischen Beginn und Ende der Bearbeitung einer Position p auf einer Maschine m stellt die Gleichung (22) dar, welche zum Beginnzeitpunkt die Rüstzeit sowie das Produkt aus Anzahl Einheiten in diesem Sublot und Prozessdauer für eine Produkteinheit auf dieser Maschine addiert. Die Rüstzeit fällt dabei nur an, wenn das entsprechende Sublot mit

mehr als 0 Einheiten befüllt wird, also kein „theoretisches“ Sublot vorliegt. Der Parameter l_{jsp} sorgt nach dem in Abschnitt 4.1.1.3 vorgestellten Prinzip für die Zuordnung der zugehörigen Auftragsdaten in die gültige Position p .²⁰⁵

Die Gleichungen (23) und (24) ermitteln die Stillstandszeit einer Maschine als Differenz zwischen dem Fertigstellungszeitpunkt der Einlastungsposition p und dem Beginnzeitpunkt der Folgeposition $p + 1$ bzw. die Wartezeit einer Position als Differenz zwischen dem Fertigstellungszeitpunkt auf der aktuellen Maschine m und dem Beginn der Bearbeitung auf der Folgemaschine $m + 1$. Die Stillstands- und Wartezeiten sind somit immer als an die Bearbeitung der aktuellen Position und Maschine anknüpfende Zeit zu verstehen, bis die Fertigung der nächsten Position auf der aktuellen Maschine bzw. der aktuellen Position auf der nächsten Maschine startet.

Über die Ungleichung (25) wird gefordert, dass der Beginn der Bearbeitung einer Position auf der ersten Maschine nicht früher als zum gegebenen Freigabezeitpunkt g_j dieses Auftrags erfolgen kann.²⁰⁶ Die letzte in diesem Abschnitt aufgeführte Restriktion (26) fordert, dass die Stillstandszeit einer Position gleich 0 sein muss, wenn in der nachfolgenden Einlastungsposition kein Sublot mit einer positiven Anzahl Einheiten eingeplant wird. Hierdurch wird die Möglichkeit einer unendlich in die Zukunft reichenden rechten Einlastung von nicht belegten Positionen verhindert, was andernfalls im Rahmen eines rechten Einlastungsplans der Fall sein könnte.²⁰⁷

4.1.2.2 Terminbezogene Restriktionen

Zur Einbeziehung sämtlicher terminbezogener Eigenschaften in das Formalmodell werden die nachfolgend aufgeführten Formeln (27) bis (42) definiert:

$$at_{pk} = \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S a_{jk} * l_{jsp} \quad \forall p, k \quad (27)$$

²⁰⁵ Aus didaktischen Gründen wird eine beispielhafte Erklärung an dieser Stelle verzichtet und auf Abschnitt 4.3.2.2 verwiesen. Es sei angemerkt, dass Formel (22) nicht-linearen Charakter hätte, wenn l_{jsp} als Variable anstatt als Parameter deklariert wäre.

²⁰⁶ Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass für den Gültigkeitsbereich der Formel (25) auf $m = 1$ auch verzichtet werden kann, weil $b_{pm} \geq b_{p1} \forall m$ gilt.

²⁰⁷ Der zweite Term der Zielfunktion fordert, wie in Abschnitt 4.2.2 in den Formeln (55) und (56) noch detailliert aufgezeigt wird, einen möglichst hohen Wert für die Startzeitpunkte der Positionen auf den Maschinen. Dieses Sekundärziel darf das Primärziel der Terminabweichung jedoch nicht verfälschen. Würden die Startzeitpunkte gegen unendlich laufen, wäre das Primärziel verfälscht und das mathematische Programm würde die Maximierung der Startzeitpunkte vor das Ziel einer Minimierung der Terminabweichungen bzw. einer Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge stellen.

$$zt_{pk} = \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S z_{jsk} * l_{jsp} \quad \forall p, k \quad (28)$$

$$at_{pk} - f_{pM} \leq e_{pk} + B * (1 - \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S yd_{jsk} * l_{jsp}) \quad \forall p, k \quad (29)$$

$$f_{pM} - zt_{pk} \leq t_{pk} + B * (1 - \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S yd_{jsk} * l_{jsp}) \quad \forall p, k \quad (30)$$

$$ej_p = \sum_{k=1}^K e_{pk} \quad \forall p \quad (31)$$

$$tj_p = \sum_{k=1}^K t_{pk} \quad \forall p \quad (32)$$

$$PN = \sum_{p=1}^P (ep * ej_p + tp * tj_p) \quad (33)$$

$$B * c_{pk} \geq e_{pk} \quad \forall p, k \quad (34)$$

$$B * q_{pk} \geq t_{pk} \quad \forall p, k \quad (35)$$

$$\sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S ud_{jsk} * l_{jsp} \leq B * (1 - c_{pk}) + x_{pk} \quad \forall p, k \quad (36)$$

$$\sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S ud_{jsk} * l_{jsp} \leq B * (1 - q_{pk}) + x_{pk} \quad \forall p, k \quad (37)$$

$$X = \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K x_{pk} \quad (38)$$

$$cj_p \geq c_{pk} \quad \forall p, k \quad (39)$$

$$qj_p \geq q_{pk} \quad \forall p, k \quad (40)$$

$$C = \sum_{p=1}^P cj_p \quad (41)$$

$$Q = \sum_{p=1}^P qj_p \quad (42)$$

Über die Gleichungen (27) und (28) wird zunächst der früheste und der späteste Lieferzeitpunkt eines Auftrags, bezogen auf einen seiner Liefertermine, als Due Window der korrespondierenden Einlastungsposition umgerechnet. Mit der Formel (29) wird darauf aufbauend die Verfrühung einer zu diesem Liefertermin zugeordneten Position ermittelt als Differenz aus frühestem Lieferzeitpunkt und Fertigstellungstermin dieser Position. Diese Restriktion wird auf der rechten Seite durch den zweiten Term entschärft, sofern aus dem entsprechenden Sublot s des Auftrags j , welches in die Position p eingelastet wird, keine Lieferungen zum Liefertermin k erfolgen. Dies hat zur Folge, dass nur Werte für Verfrühungen und Verspätungen in die nachfolgenden

Berechnungen einfließen, welche tatsächlich angefallen sind. Analog hierzu ermittelt Formel (30) eine entsprechende Verspätung.

Durch Aufsummierung über alle Liefertermine, zu denen aus der Position p Einheiten geliefert werden, ergibt sich mit Hilfe der Gleichungen (31) und (32) die insgesamt für die betrachtete Position angefallene Verfrühung bzw. Verspätung. Diese Ergebnisse fließen in die Formel (33) zur Berechnung der insgesamt angefallenen Terminabweichungen über alle Positionen ein und repräsentieren somit die wesentliche Komponente einer Zielfunktion. Hierbei erfolgt eine lineare Gewichtung von Verfrühung und Verspätung.

Durch die Ungleichungen (34) und (35) wird ermittelt, ob eine Position p Verfrühungen bzw. Verspätungen bezüglich eines Liefertermins k aufweist. Falls dies zutreffend ist, wird die korrespondierende Binärvariable c_{pk} bzw. q_{pk} auf 1 gesetzt. Über die Restriktionen (36) und (37) wird darauf aufbauend die nicht termingerecht fertiggestellte Menge bezüglich der Position p und dem Liefertermin k mittels der Variablen x_{pk} ermittelt. Über den linken Teil beider Restriktionen wird die entsprechende Zuordnungsmenge ud_{jsk} in die betrachtete Position p umgewandelt. Weist diese Position keine Terminabweichung auf, sind c_{pk} bzw. q_{pk} 0 und die Restriktion wird jeweils auf der rechten Seite über die Multiplikation mit der großen Zahl B entschärft. Falls nicht, muss ein Ausgleich über x_{pk} geschaffen werden, der dem korrespondierenden Wert ud_{jsk} entspricht und somit die nicht termingerecht fertiggestellte Menge angibt. Die Summe aller x_{pk} addiert sich über Formel (38) zur insgesamt nicht termingerecht fertiggestellten Menge.

Verfrühte und verspätete Positionen über alle Liefertermine werden nach dem gleichen Prinzip mit den Formeln (39) und (40) errechnet, welche in die Summenfunktionen (41) und (42) einfließen und die Anzahl Einlastungspositionen mit Terminabweichungen angeben.

Die zu minimierende Zielfunktion kann Bezug auf die Formeln (33), (38) oder der Summe aus (41) und (42) nehmen bzw. eine Kombination dieser Zielsetzungen

enthalten.²⁰⁸ Damit sind alle Restriktionen, welche die Liefertermine betreffen, erläutert. Im Folgenden werden die Mengenkontinuitätsbedingungen beschrieben.

4.1.2.2.3 Mengenkontinuitäten

Die Einhaltung von Mengenkontinuitäten über die Sublots sowie Liefertermine wird durch die nachfolgenden Formeln (43) bis (45) sichergestellt:

$$i_j = \sum_{s=1}^S u_{js} \quad \forall j \quad (43)$$

$$v_{jk} = \sum_{s=1}^S u_{jsk} \quad \forall j, k \quad (44)$$

$$u_{js} = \sum_{k=1}^K u_{jsk} \quad \forall j, s \quad (45)$$

Formel (43) fordert, dass durch alle Sublots s eines Auftrags j die Gesamtmenge dieses Auftrags abgedeckt wird.²⁰⁹ Über Formel (44) wird sichergestellt, dass durch alle Sublots s eines Auftrags j die geforderten Mengen dieses Auftrags zu den jeweiligen Lieferterminen bereitgestellt werden. Analog dazu stellt Formel (45) sicher, dass die allen Lieferterminen k zugeordneten Mengen aus einem Sublot s des Auftrags j mit der Größe dieses Sublots übereinstimmen.²¹⁰

Die Systematik der Entscheidungsvariable u_{jsk} wird nachfolgend näher erläutert. Mit ihr wird ausgedrückt, welcher Anteil eines Sublots u_{js} auf einen Liefertermin k des entsprechenden Auftrags aufgeteilt wird. In eine Matrix für einen Auftrag j werden zur grafischen Veranschaulichung spaltenweise die Sublots dieses Auftrags eingetragen, wodurch sich i_j Spalten ergeben. Zeilenweise werden die Liefertermine dieses Auftrags erfasst. Die Zellen dieser Tabelle können nun leer sein, sofern keine Zuordnung über u_{jsk} erfolgt, oder sie enthalten die konkrete Ausprägung. Hierdurch erhält man beispielhaft die in Abbildung 9 aufgezeigte Darstellung.

²⁰⁸ Vgl. hierzu Abschnitt 4.2.2.

²⁰⁹ Hierdurch wird impliziert, dass alle Positionen, welche einem Auftrag j zugeordnet werden, in Summe die Anzahl Einheiten dieses Auftrags beinhalten müssen. Dies bezieht sich auf die Anzahl Einheiten über alle Liefertermine des Auftrags und nicht auf einen einzelnen Liefertermin.

²¹⁰ Die Zuordnungen aus den Formeln (44) und (45) sind dabei unabhängig davon, ob die Einheiten termingerecht, verfrüht oder verspätet fertiggestellt werden.

		Sublots des Auftrags				
		u_{j1}	...	u_{js}	...	u_{js}
Liefertermine	v_{j1}	$ud_{j,1,1}$		$ud_{j,s,1}$		
	...					
	v_{jk}	$ud_{j,1,k}$		$ud_{j,s,k}$		$ud_{j,S,k}$
	...					
	v_{jK}	$ud_{j,1,K}$				

Zuordnung erfolgt
 Keine Zuordnung erfolgt

v_{jk} Geforderte Menge zum Liefertermin k von Auftrag j
 u_{js} Enthaltene Menge in Sublot s von Auftrag j
 $ud_{j sk}$ dem Liefertermin k zugeordnete Menge aus Sublot s von Auftrag j

Abbildung 9: Beispiel einer Zuordnungsmatrix für die Variable $ud_{j sk}$

Interpretiert man die oben gezeigte Zuordnung, so ergibt sich, dass das erste Sublot die Liefertermine 1, k und K bedient sowie das Sublot s die Liefertermine 1 und k . Zudem ist ersichtlich, dass der Liefertermin 1 durch Einheiten aus den Sublots 1 und s bedient wird und der Liefertermin k aus Einheiten der Sublots 1, s und S .

Hiermit sind die grundlegenden Restriktionen des Modells abgedeckt. Es werden jedoch noch eine Reihe an Hilfs- und Kontrollrestriktionen benötigt, um eine einwandfreie Funktion des Modells zu gewährleisten. Diese werden im nächsten Abschnitt erläutert.

4.1.2.2.4 Kontrollrestriktionen

Folgende Restriktionen werden zusätzlich benötigt, um die getroffenen Modellannahmen vollständig und anwendungsgerecht abzubilden. Diese umfassen die Formeln (46) bis (53):

$$\sum_{p=1}^P l_{jsp} = 1 \quad \forall j, s \quad (46)$$

$$\sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S l_{jsp} = 1 \quad \forall p \quad (47)$$

$$B * y_{js} \geq u_{js} \quad \forall j, s \quad (48)$$

$$u_{js} \geq y_{js} \quad \forall j, s \quad (49)$$

$$B * yd_{jsk} \geq ud_{jsk} \quad \forall j, s, k \quad (50)$$

$$O_j = \sum_{s=1}^S y_{js} \quad \forall j \quad (51)$$

$$\sum_{s=1}^S y_{js} \leq sm_j \quad \forall j \quad (52)$$

$$y_{js+1} \leq y_{js} \quad \forall j, s \mid s \neq S \quad (53)$$

Wie in Abschnitt 4.1.1.3 bereits erläutert, darf in jeder Einlastungsposition p nur eine Auftrags-Sublot-Kombination vorhanden sein, ebenso darf jede Kombination nur in eine Position eingeplant sein. Diese Forderungen werden durch die Gleichungen (46) und (47) abgedeckt.²¹¹ Die Ungleichung (48) fordert, dass eine Binärvariable y_{js} auf 1 gesetzt wird, sobald das Sublot s des Auftrags j eine von 0 verschiedene Anzahl Einheiten enthält. Ergänzend hierzu muss ein Sublot mindestens eine Einheit enthalten, was durch die Ungleichung (49) sichergestellt wird.²¹²

Eine Binärvariable ud_{jsk} wird auf 1 gesetzt, sofern aus dem Sublot s des Auftrags j Einheiten zum Liefertermin k des Auftrags j bereitgestellt werden. Diese Forderung wird durch die Ungleichung (50) ausgedrückt. Über die Gleichung (51) wird die Anzahl Sublots eines Auftrags j gezählt, welche Einheiten enthalten und somit „reale“ Sublots darstellen. Diese Anzahl real existenter Sublots kann wiederum über die Restriktion (52) eingeschränkt werden, falls Untersuchungen nur eine vorab bestimmte Maximalanzahl an Sublots pro Auftrag fordern.

Die Ungleichung (53) sorgt abschließend dafür, dass Sublots, die eine positive Anzahl Einheiten enthalten, für einen Auftrag „chronologisch“ erzeugt werden. Ohne diese Forderung wäre es bspw. möglich, dass die Sublots 1 und 3 eines Auftrags etwa 3 und 7 Einheiten enthalten, während das Sublot 2 keine Einheiten aufweist. Mit der

²¹¹ In dieser Arbeit wird die Zuordnung der Sublots in Einlastungspositionen über einen Parameter l_{jsp} betrachtet, welcher vor dem Rechendurchlauf des MIP bestimmt wird. Somit könnte auf die Restriktionen (46) und (47) verzichtet werden. In einem alternativen quadratischen Modellansatz, in dem l_{jsp} eine Entscheidungsvariable darstellt, wären sie jedoch unverzichtbar, weshalb sie hier mit aufgeführt werden.

²¹² Wie in Abschnitt 4.1.1.2 in den Annahmen zu den Sublots bereits aufgeführt, trägt diese Gleichung dazu bei, die maximale Anzahl an Einlastungspositionen zu begrenzen.

Restriktion (53) wird einerseits eine anwendungsfreundliche Lösungsstruktur erhalten, andererseits wird der Lösungsraum des MIP und somit die Rechenkomplexität reduziert.²¹³

Für die Vergleichsrechnungen der Terminabweichung mit und ohne Lot Streaming wird die optionale Restriktion (54) herangezogen, welche die Anzahl zulässiger Sublots pro Auftrag auf 1 beschränkt:

$$\sum_{s=1}^S y_{js} = 1 \quad \forall j \quad (54)$$

Mit diesen Restriktionen wurde ein gemischt-ganzzahliges Modell vorgestellt, welches geeignet ist, Lot Streaming auf die Situation mehrerer Liefertermine pro Auftrag anzuwenden. Hierfür erfolgte die Berücksichtigung eines Permutation Flow Shops mit a priori in Form von Parametern festgelegten Zuordnungen von Auftrags-Sublots in Einlastungspositionen, d. h. es werden zunächst die Positionen und hierauf aufbauend die Mengen bestimmt.

4.2 Zielsetzungen des Optimierungsverfahrens

In diesem Abschnitt werden, basierend auf den zuvor beschriebenen Restriktionen und Eigenschaften des Modells, die Zielsetzungen vorgestellt. Diese werden zunächst verbal erläutert und anschließend in Form eines linearen Ansatzes formalisiert. Konkret werden zwei Zielfunktionen entwickelt, welche sich entweder mit der Minimierung der zeitlichen oder der Minimierung der mengenmäßigen Abweichung beschäftigen. Aus Abbildung 10 geht der Ansatz hervor, dass entweder die horizontalen Differenzen zwischen den Fertigstellungzeitpunkten und den Lieferterminen im Falle der Terminabweichung oder die vertikalen Differenzen zwischen der Produktionsmenge und der Nachfragemenge als mengenmäßige Abweichungen reduziert werden soll.

²¹³ Im Falle von Non Intermingling Schedules hat die Restriktion (53) keine Auswirkung auf die Lösung. Im Falle von Intermingling Schedules kann unter Umständen ein nachteiliger Einfluss bestehen. Dieser kann jedoch durch eine andere Permutation der Ausprägungen für l_{jsp} ausgeglichen werden, was letztlich Aufgabe der in Abschnitt 4.3.2.2 und Kapitel 5 vorgestellten Prioritätsregeln sowie der Verbesserungsheuristik ist. Die Restriktion wird beibehalten, weil ihre Entfernung in den numerischen Pretests deutlich negativ auf die benötigte Rechendauer gewirkt hat. Sublots mit einer Größe von 0 Einheiten werden, wenn überhaupt erforderlich, für einen Auftrag somit immer den letzten Sublots dieses Auftrags zugeordnet.

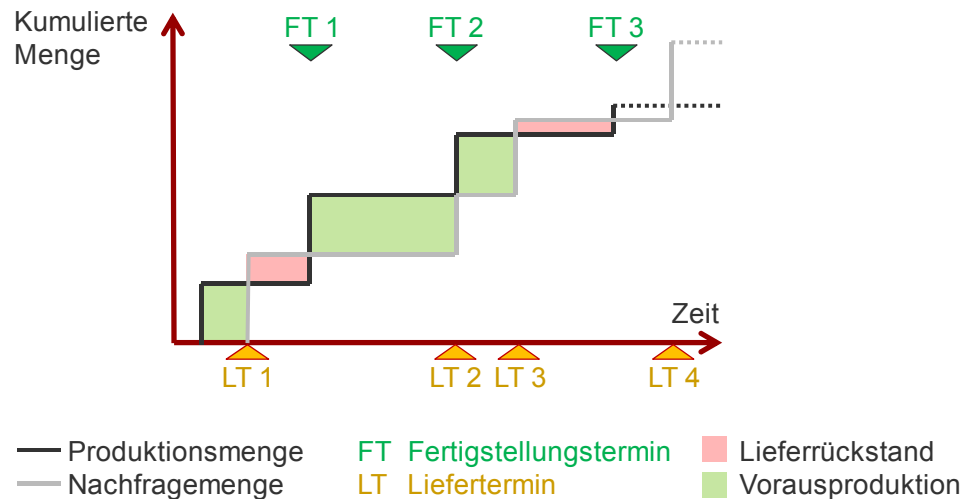


Abbildung 10: Kumulierte Produktions- und Nachfragemengen im Zeitverlauf

4.2.1 Beschreibung der Zielsetzungen

Im Rahmen dieser Arbeit werden zwei mögliche Zielfunktionen vorgestellt, welche auf das in Abschnitt 4.1 vorgestellte Modell angewendet werden können. Diese untersuchen entweder die insgesamt angefallene Terminabweichung oder die insgesamt angefallene Menge nicht termingerecht fertiggestellter Einheiten.

Die Terminabweichung errechnet sich, wie bereits erläutert, aus der Differenz des Fertigstellungszeitpunkts einer Einlastungsposition auf der letzten Maschine bezogen auf alle dieser Einlastungsposition zugeordneten Liefertermine, denen eine positive Anzahl Einheiten zugeordnet wird. Ausgedrückt wird der Absolutwert der Summe aus Verfrühung und Verspätung in Form der abhängigen Variable PN .²¹⁴ Die folgende Abbildung 11 soll diese Zielsetzung beispielhaft für einen Ausschnitt eines Ergebnisses grafisch veranschaulichen.

²¹⁴ Vgl. Formel (33).

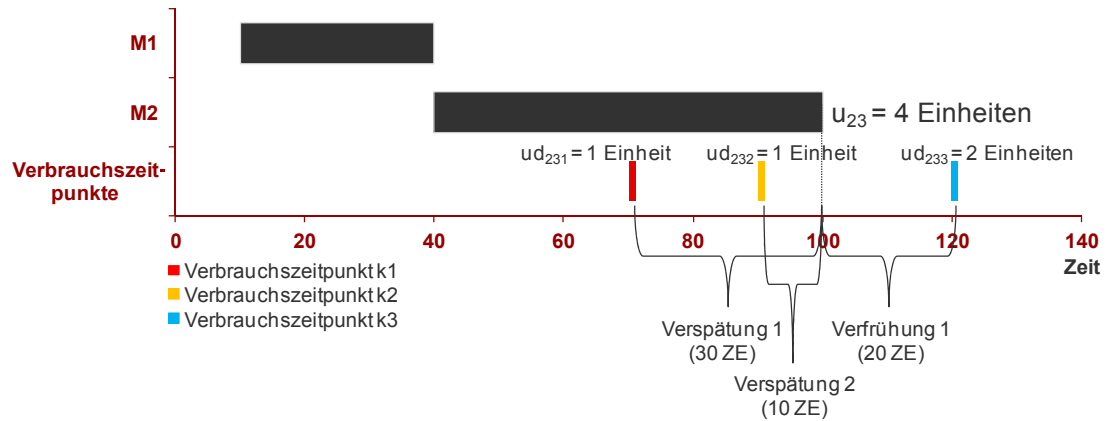


Abbildung 11: Beispieldarstellung für zeitliche Terminabweichung

Das Sublot 3 des Auftrags 2 beinhaltet 4 Einheiten ($u_{23} = 4$) und wird zum Zeitpunkt 100 auf der letzten Maschinenstufe, hier Maschine M2, fertiggestellt. Bekannt ist, dass von diesem Auftrag zu den drei gegebenen Verbrauchszeitpunkten 70, 90 und 120 genau 1, 1 und 2 Einheiten benötigt werden. Aus dem Sublot u_{23} werden in diesem Beispiel folglich für den ersten Liefertermin eine Einheit, für den zweiten Liefertermin eine Einheit und für den dritten Liefertermin 2 Einheiten verwendet. Somit sind die Zuordnungsvariablen $ud_{231} = 1$, $ud_{232} = 1$ und $ud_{233} = 2$. In dem betrachteten Beispiel ergibt sich dadurch eine Verspätung von 40 Zeiteinheiten und eine Verfrühung von 20 Zeiteinheiten für das betrachtete Sublot. Die Position, in welche das Sublot zugeordnet wird, weist folglich bei einer Gewichtung von Verfrühung und Verspätung mit jeweils dem Faktor eins ($ep = tp = 1$) in Summe eine Terminabweichung von $PN=60$ auf.

Diese Zielsetzung ist vor allem motiviert durch den praktischen Ansatz, dass Verfrühungen zu unnötigem Lagerbestand und somit Kapitalbindungskosten, Schwund und Verderben der Ware führen, und Verspätungen i. d. R. die Kundenbeziehungen negativ beeinflussen. Über die Gewichtungsfaktoren für Verfrühungen und Verspätungen kann, wie in Formel (33) bereits aufgezeigt wurde, eine Priorisierung zwischen beiden Terminabweichungen vorgenommen werden.

In der zweiten hier vorgestellten Zielsetzung wird die nicht termingerecht fertiggestellte Menge minimiert. Diese wird angegeben durch die Anzahl Einheiten, deren Fertigstellungszeitpunkt auf der letzten Maschine von den Lieferterminen abweicht, an die Einheiten aus der betreffenden Einlastungsposition geliefert werden. Angegeben wird diese Gesamtmenge in Form der abhängigen Variable X .

Im folgenden Beispiel soll dieser Ansatz an einem Teilausschnitt einer Lösungsstruktur verdeutlicht werden. In Position 1 ist Sublot 1 von Auftrag 3 eingeplant, in Position 2 Sublot 2 von Auftrag 3. Für diesen Auftrag sind drei Liefertermine zu den Zeitpunkten 60, 100 und 130 gegeben, zu denen 1, 1 und 4 Einheiten gefordert sind. Im ersten Sublot werden 2 Einheiten produziert, im zweiten Sublot 4 Einheiten. Sublot 1 wird zum Zeitpunkt 60 ($f_{12} = 60$), Sublot 2 zum Zeitpunkt 130 ($f_{22} = 130$) fertig. Die erste Einlastungsposition bedient die ersten beiden Liefertermine, die zweite Einlastungsposition ausschließlich den letzten Termin. Diese wird pünktlich zum ersten Liefertermin fertiggestellt und ist somit 40 Zeiteinheiten zu früh bezogen auf den zweiten Liefertermin. Die eine Einheit, deren Auslieferung zum zweiten Termin aus dem ersten Sublot erfolgt, wird somit nicht termingerecht fertiggestellt, respektive gilt $x_{12} = 1$. Abbildung 12 veranschaulicht das Beispiel grafisch.

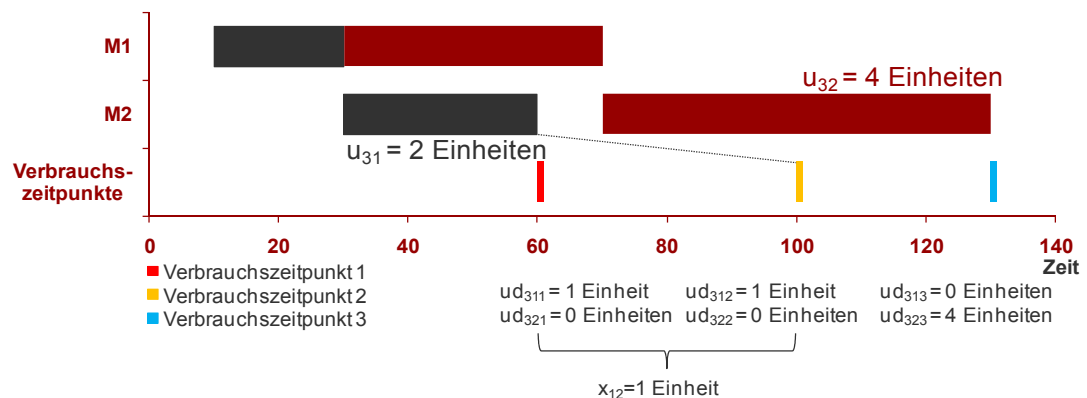


Abbildung 12: Beispieldarstellung für nicht termingerecht fertiggestellte Menge

Motiviert ist diese Zielsetzung vor allem dadurch, dass es sinnvoll sein kann, bereits im Voraus zu produzieren und zukünftige Liefertermine aus dem Lager zu bedienen. Bei stark schwankenden Lieferterminmengen kann somit eine gleichmäßige Fertigung erzielt werden. Werden Verspätungen ausgeschlossen, ergibt sich kein Einfluss auf den Kunden, da dieser seinen Auftrag aus termingerecht fertiggestellter Ware sowie Lagerbestand erhält.²¹⁵

Durch die Aufteilung von Aufträgen in Sublots muss in beiden Zielsetzungen folglich ein sinnvoller Trade-Off aus zusätzlichem Rüstaufwand für einzelne Sublots und

²¹⁵ In dieser Betrachtung seien Alterungserscheinungen sowie Verderb der Lagerware ausgeschlossen. Der Ausschluss von Verspätungen muss zudem im Schedule zeitlich umsetzbar sein.

gewonnener Zeiteinsparung bei der Fertigung durch Lot Streaming mit daraus folgender besserer Termintreue gefunden werden.

Darüber hinaus wird als Sekundärziel ein rechter Einlastungsplan gefordert. Abbildung 13 verdeutlicht beispielhaft dieses Prinzip anhand eines Ausschnitts aus einem Schedule für den Auftrag $j + 1$, welcher auf der Maschine m seine Startzeit begrenzt flexibel wählen kann ohne einen Einfluss auf den restlichen Scheduling-Plan auszuüben, weil Auftrag j die Maschine $m + 1$ ohnehin beansprucht. In a) wird ein linker, in b) ein rechter Einlastungsplan aufgezeigt.

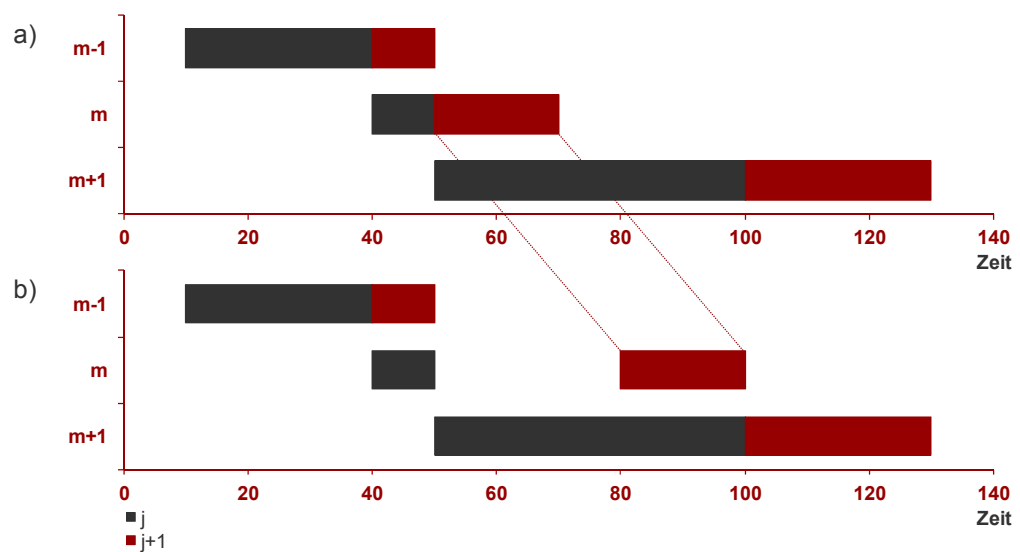


Abbildung 13: Linker vs. rechter Einlastungsplan

Durch die rechte Einlastung kann eine Reihe praktisch relevanter Vorteile wie bspw. eine geringere Lagerdauer und späterer Einkauf von Rohmaterialien erzielt werden, worauf in Abschnitt 7.3 näher eingegangen wird. Idealtypisch erfolgt eine inverse Einplanung der Subaufträge ausgehend von ihren Fälligkeitsterminen mit ihren jeweils zu fertigenden Mengen, sofern ein solcher Schedule keine Zulässigkeitsrestriktionen verletzt. Die Minimierung der Anzahl verfrühter bzw. verspäteter Aufträge unabhängig von ihrem tatsächlichen Zeitwert der Terminabweichung (mathematisch ausgedrückt durch die Summe aus C und Q) kann eine weitere Zielsetzung darstellen, welche in dieser Arbeit jedoch nicht behandelt wird.

4.2.2 Formale Zieldefinitionen

Die vorgestellten Problemstellungen betrachten als Primärziel die insgesamt angefallene Terminabweichung bzw. die nicht termingerecht fertiggestellte Menge. Darüber hinaus sind in die Zielfunktionen noch weitere Zielsetzungen integriert, welche gegenüber dem Primärziel niedriger gewichtet sind. Die beiden Funktionen werden formal in den Formeln (55) und (56) angegeben und anschließend erläutert:

$$ZF = PN - \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M b_{pm}}{100.000} \quad (55)$$

$$ZF = X - \frac{\sum_{p=1}^P \sum_{m=1}^M b_{pm}}{100.000} + \frac{PN}{100.000} + 1000 * \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K q_{pk} \quad (56)$$

Formel (55) beschreibt die Zielfunktion zur Minimierung der insgesamt angefallenen Terminabweichung, ausgedrückt durch PN . Die Zielfunktion wird um einen zweiten Term erweitert, welcher das sekundäre Ziel eines möglichst rechts eingelasteten Produktionsplans erfasst unter Beachtung der Due Windows. Unter der Annahme, dass es keinen Einfluss auf den Zielfunktionswert hat, ob ein Auftrag j auf einer Maschine m so früh wie möglich, so spät wie möglich oder in einem Zeitintervall dazwischen startet und fertiggestellt wird, soll der Startzeitpunkt so spät wie möglich gewählt werden. Dieser zweite Term der Zielfunktion mit negativem Vorzeichen verbessert den Zielfunktionswert, je größer die Startzeitpunkte für alle Positionen auf allen Maschinen sind. Seine Gewichtung mit einem Divisor von 100.000 schwächt das Sekundärziel gegenüber dem Primärziel ab und gibt somit eine eindeutige Hierarchie der Zielsetzungen an.²¹⁶

Formel (56) dient der Ermittlung der insgesamt nicht termingerecht fertiggestellten Menge X . Die Erläuterung für den zweiten Term gilt analog zu Formel (55). Darüber hinaus werden die Verfrühung und die Verspätung über die abhängige Variable PN ebenfalls integriert. Hintergrund ist, dass bei nicht termingerecht fertiggestellten Mengen trotzdem die Terminabweichung möglichst gering ausfallen soll.²¹⁷ Über den letzten Term einer Summierung der Binärvariablen q_{pk} für die Verspätung der

²¹⁶ Die in diesem Abschnitt gewählten Gewichtungsfaktoren sind exemplarisch bestimmt. Es sei angemerkt, dass diese insbesondere in Bezug zu den Bearbeitungszeiten festzulegen sind und sich die Entwicklung eines Verfahrens zur optimalen Bestimmung der Gewichtungen anbietet.

²¹⁷ Aus der Zielsetzung der Minimierung von X ist es ohne die Integration dieser Forderung unerheblich, ob eine nicht termingerecht fertiggestellte Menge eine geringe oder hohe Terminabweichung aufweist.

Positionen hinsichtlich ihrer Liefertermine in Verbindung mit einem multiplikativen „Strafkostenfaktor“ von 1.000 wird das MIP dazu gebracht, möglichst keine Verspätungen auftreten zu lassen, sondern Terminabweichungen lediglich in Form zu früh fertiggestellter Einheiten zuzulassen. Hiermit kann die im vorherigen Abschnitt genannte Zielsetzung einer gleichmäßigen Fertigung ohne kundenwirksame Verspätungen erreicht werden.²¹⁸ Das in dieser Arbeit vorgestellte Modell kann als (PFS, M, perm, II | J, S, con, CV, aS | C-d/X) klassifiziert werden.

4.3 Handlungsmöglichkeiten zur Zielerreichung

Um die genannten Zielsetzungen zu erreichen, können mehrere Ansätze zur Bestimmung der Zielfunktionswerte herangezogen werden, welche optimierenden oder heuristischen Charakter haben. In diesem Abschnitt werden zunächst die möglichen Alternativen zur Bestimmung der Zielfunktionswerte vorgestellt und anschließend in Form eines Dekompositionsverfahrens ein hinsichtlich des Rechenaufwands praktikables sukzessives Vorgehen zur Ermittlung eines annähernd optimalen Ergebnisses vorgestellt. Dieses beruht auf einer Kombination aus MIP und evolutionärem Algorithmus.

4.3.1 Mögliche Vorgehensweisen zur Lösungsfindung

Im vorgestellten Modellierungsansatz gibt es vier Stellgrößen, welche zur Bestimmung eines optimalen Zielfunktionswertes aufeinander abzustimmen sind. Diese umfassen die Einlastungspositionen, die Sublot-Anzahlen sowie die Sublot-Größen je Auftrag und letztlich die Startzeitpunkte der Positionen auf den Maschinen. Jeder dieser vier Stellwerte wird nachfolgend hinsichtlich seines Einflusses auf die Zielfunktion erläutert, wobei zwischen allen Werten eine Wechselbeziehung besteht, sodass diese „Stellschrauben“ nicht isoliert in ihrer Wirkung untersucht werden können. Abbildung 14 zeigt diesen Zielkonflikt grafisch auf.

²¹⁸ Eine Restriktion zum Ausschluss von Verspätungen wurde bewusst nicht gewählt, weil hierdurch unter Umständen das MIP unlösbar wird.

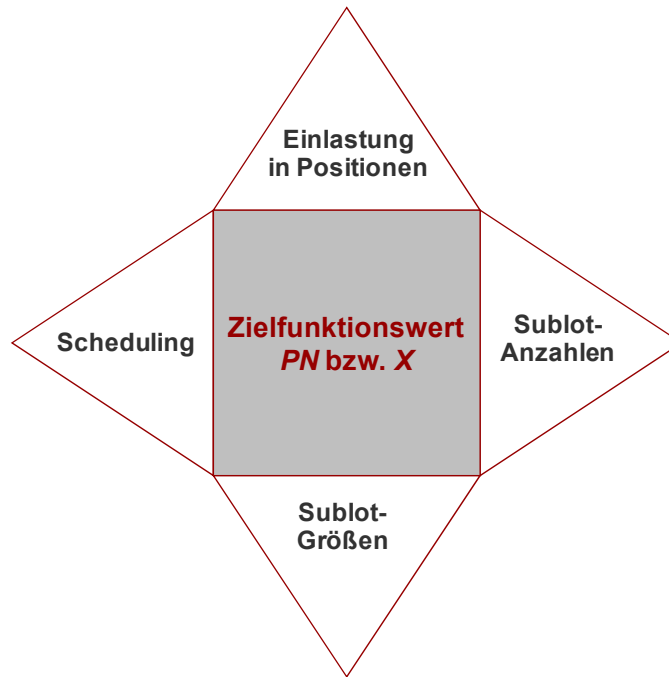


Abbildung 14: Stellhebel für eine optimale Lösungsfindung

Der Zuordnung von Sublots zu Einlastungspositionen über den binären Parameter l_{jsp} kommt eine große Bedeutung zu. Von seiner Ausprägung ist die Lösungsgüte maßgeblich abhängig, weil er über die Größe der Sublots in den jeweiligen Positionen und hierdurch über die Anzahl Sublots pro Auftrag entscheidet. Das technische Vorgehen wird anhand der Abbildung 15 erläutert. Hierzu werden zwei Aufträge betrachtet, der erste mit 3, der zweite mit 2 Einheiten. Folglich stehen 5 Positionen zur Verfügung. Es wird angenommen, dass für den ersten Auftrag das Sublot 1 eine Einheit enthält und das Sublot 2 zwei Einheiten. Das Sublot 3 wird leer gelassen und enthält somit 0 Einheiten. Für den zweiten Auftrag werden zwei Sublots mit jeweils 2 Einheiten gebildet. Die dargestellte Zuordnung zu den Positionen ist exemplarisch, wie sie sich aus der Anwendung der Prioritätsregeln ergeben kann. Im konkreten Fall sind die Positionen 2, 4 und 5 dem ersten Auftrag zugeordnet, wohingegen die Positionen 1 und 3 an den zweiten Auftrag vergeben werden.

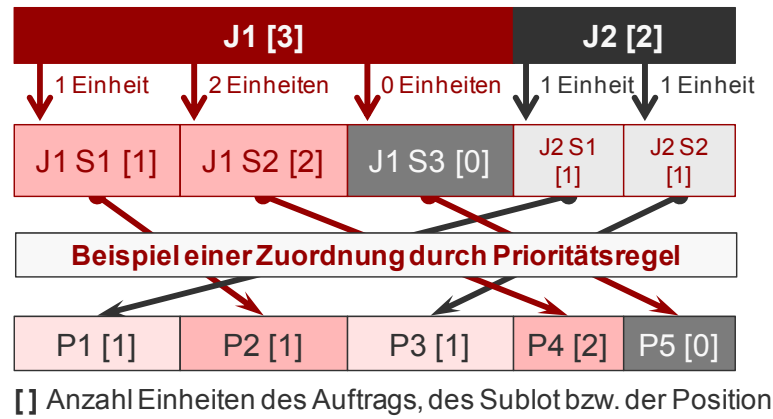


Abbildung 15: Beispielaufgabe zur Zuordnung von Sublots in Einlastungspositionen

Durch die Ausprägung der Einlastungspositionen ist die Bearbeitungsreihenfolge der Sublots auf den Maschinen vorgegeben, sodass mit der Bestimmung von l_{jsp} die Scheduling-Entscheidung erheblich beeinflusst wird. Wie bereits in Abschnitt 4.1.2.1.1 angemerkt wurde, wird l_{jsp} als Parameter behandelt, um eine lineare Formulierung des Modells zu gewährleisten. Wird von Problemen der Rechenkomplexität und Schwere des Problems abgesehen, sollte l_{jsp} idealerweise als eine Entscheidungsvariable deklariert sein und könnte somit in Form eines quadratischen und gemischt-ganzzahligen Modellansatzes zur bestmöglichen Bestimmung des Zielfunktionswertes beitragen. Behält l_{jsp} jedoch seinen Parametercharakter, sind im Idealfall alle Permutationen seiner Ausprägung in Form einer vollständigen Enumeration des Problems zu untersuchen. Weil in einer quadratischen Matrixdarstellung, in der die Spalten durch p und die Zeilen durch js vorgegeben sind – wie in Abschnitt 4.3.2.2 noch näher erläutert wird –, die Matrixgröße durch die Gesamtanzahl Positionen, respektive P , vorgegeben ist, gibt es folglich $P!$ Möglichkeiten,²¹⁹ wie die Matrix l_{jsp} ausgeprägt sein kann.²²⁰ Eine vollständige Enumeration ist daher nur für sehr kleine Probleminstanzen möglich. Für die Bestimmung einer guten Ausprägung des Zuordnungsparameters wird aus diesem Grund im nächsten Abschnitt ein Verfahren auf Basis von Prioritätsregeln und einer heuristischen Verbesserung vorgestellt.

²¹⁹ Vgl. Nagano / Ruiz / Lorena (2008), S. 197.

²²⁰ Für zwei Aufträge à zwei Sublots stehen vier Positionen und somit 24 mögliche Matrizen für l_{jsp} zur Verfügung, bei fünf Aufträgen à zwei Sublots sind es bereits zehn Positionen und somit 3.628.800 Matrizen. Eine vollständige Enumeration ist daher aufgrund der Rechenkomplexität schon für mittlere Problemgrößen weitestgehend ausgeschlossen.

Weiterhin wird die Lösung, wie in den Literaturergebnissen bereits aufgezeigt, durch die Anzahl der Sublots sowie ihre Größenverhältnisse je Auftrag bestimmt. In dem betrachteten Modell werden Consistent Sublots verwendet, wobei für jede Sublot-Position eines Auftrags eine kontinuierliche Größe zwischen 1 und i_j Einheiten gewählt werden kann (unter der Beachtung der Mengenkontinuitäten). Da keine Ganzzahligkeitsforderung für die Sublots vorliegt, gibt es folglich unendlich viele Möglichkeiten einer Aufteilung von Aufträgen in Sublots, welche in der Zielfunktionswertsuche zu berücksichtigen sind. Zudem ist durch die Anzahl Sublots mit positiven Einheiten die maximale Anzahl der Rüstprozesse festgelegt. Sowohl die Sublot-Anzahlen als auch die Sublot-Größen werden durch das betrachtete Modell simultan in Form des linearen Modells ermittelt. Die gleichzeitige Bestimmung dieser beiden Größen führt zu optimalen Ergebnissen unter den gegebenen Parameterwerten für l_{jsp} .

Die vierte Komponente umfasst die Frage nach dem zeitlichen Fertigungsbeginn der einzelnen Positionen auf den jeweiligen Maschinen. Ausschlaggebend sind dabei die Fertigstellungstermine auf der letzten Maschinenstufe und die Zuordnung der fertiggestellten Einheiten zu bestimmten Lieferterminen. Dieses Primärziel wird vorrangig verfolgt, die Einlastung auf den vorgelagerten Maschinenstufen erfolgt dabei so spät wie möglich, um einen rechten Einlastungsplan, respektive einen invers-semi-aktiven Plan, zu erzielen, der zu Fertigstellungsterminen möglichst nahe an den Lieferterminen führt.

In der betrachteten Modellformulierung ist ein optimales Ergebnis nur über eine nicht-lineare Betrachtung zu erreichen, bei der die Einlastungspositionen in Form von Entscheidungsvariablen zu bestimmen sind. Weil hierdurch die Rechenkomplexität extrem steigen würde, wird nachfolgend ein Dekompositionsverfahren entwickelt, wie es schon in Abbildung 8 dargestellt wurde. Dieses bestimmt in einem sukzessiven Vorgehen zunächst den Parameter l_{jsp} über verschiedene Prioritätsregeln und legt anschließend in Form eines MIP simultan die Sublot-Anzahlen und -größen je Auftrag sowie deren Beginnzeitpunkte auf den einzelnen Maschinenstufen fest. Hieraus resultiert der Zielfunktionswert. In Kapitel 5 wird dieses Verfahren in eine Verbesserungsheuristik eingebunden, um l_{jsp} möglichst optimal zu bestimmen.

4.3.2 Lösungsfindung durch Dekomposition des Problems

In dem vorgestellten Lösungsvorgehen wird das Einlastungsproblem getrennt von dem Losgrößenproblem betrachtet. Diese Dekomposition des Problems untergliedert sich in zwei Teilprobleme, welche sukzessive gelöst werden. Dabei wird zunächst eine quadratische Matrix für den Parameter l_{jsp} bestimmt und darauf basierend im Anschluss die Anzahl Sublots sowie ihre Größen – unter den gegebenen Restriktionen – simultan mit den Startzeitpunkten der Bearbeitungen auf den Maschinen ermittelt. Dies hat zur Folge, dass die Rechenkomplexität erheblich reduziert wird, weil das Losgrößenmodell bei gegebener Einlastung als gemischt-ganzzahliges lineares Modell formuliert werden kann und keine quadratische Modellierung verwendet werden muss. Die Rekombination stellt folglich eine mögliche Lösung des Verfahrens dar. Erst durch die beste Kombination aus der Matrix für die Einlastungspositionen und dem zugehörigen Ergebnis des MIP kann das optimale Resultat für die betrachtete Untersuchungsinstanz gefunden werden.

Nachfolgend werden die beiden Teilprobleme mit ihrem Lösungsvorgehen ausführlich vorgestellt. Dabei werden für das erste Problem, die Bestimmung der Matrix l_{jsp} , zwölf Prioritätsregeln vorgestellt, welche zu verschiedenen Matrizen führen und zwölf möglichst gute Initialwerte für die betrachtete Matrix generieren. Diese stellen die Basis dar für die Verbesserungsheuristik in Kapitel 5, welche auf dem Dekompositionsprinzip aufbaut und das sukzessive Lösen der zwei genannten Teilprobleme in eine Heuristik einbindet. Der gewählte Ansatz ist somit insgesamt als heuristisch zu bezeichnen.

4.3.2.2 Erstes Teilproblem: Reihenfolgebestimmung für Auftrags-Sublots durch Prioritätsregeln

Kernelement des ersten Teilproblems, der Festlegung einer Scheduling-Reihenfolge, ist der Parameter l_{jsp} . Dieser gibt als Binärparameter an, ob das Sublot s von Auftrag j in die Einlastungsposition p eingelastet ist. Seine Ausprägungsformen sind wie aus Formel (57) folgend:

$$l_{jsp} = \begin{cases} 1 & \text{wenn Sublot } s \text{ von Auftrag } j \text{ in Position } p \text{ eingelastet wurde} \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \quad (57)$$

Es ergibt sich eine Zuordnungsmatrix aus Aufträgen, Sublots und Positionen, deren Zeilensumme wie auch Spaltensumme immer 1 betragen muss.²²¹ Abbildung 16 veranschaulicht dies beispielhaft für 3 Aufträge à 2 Einheiten mit folglich 6 Positionen.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>						TOTAL
		1	2	3	4	5	6	
1	1	1						1
1	2		1					1
2	1			1				1
2	2				1			1
3	1					1		1
3	2						1	1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	

Abbildung 16: Beispieldarstellung einer Zuordnungsmatrix für Parameter l_{jsp}

Die Zuordnung der Werte 0 und 1 pro Zelle der Matrix kann unter Berücksichtigung der Restriktionen für Zeilen- und Spaltensummen willkürlich erfolgen. Diese Zuordnung ist maßgeblich für die Lösungsgüte des zu untersuchenden Problems. Um ein systematisches Befüllen der Zuordnungsmatrix zu gewährleisten, werden weiter unten in diesem Abschnitt verschiedene Prioritätsregeln zur Bestimmung von l_{jsp} vorgestellt. Die sich aus den Prioritätsregeln ergebenden Matrizen sind Grundlage für die in Kapitel 5 aufgezeigte Meta-Heuristik zur Verbesserung einer bereits ermittelten Lösung.

Die Wirkungsweise des Parameters wird anhand eines konkreten Beispiels nachfolgend erläutert. Dabei soll für Sublot 3 des Auftrags 2 die Fertigstellung auf der Maschine 7 errechnet werden. Die genannte Auftrags-Sublot-Kombination wird in Position 5 eingeplant, somit gilt $l_{235} = 1$. Der Beginnzeitpunkt sei $b_{57} = 18$ und das entsprechende Sublot beinhaltet $u_{23} = 4$ Einheiten. Die Produktionsdauer für eine Einheit beträgt auf der betrachteten Maschine $pc_{27} = 8$ Zeiteinheiten, die Rüstdauer $r_{27} = 10$ Zeiteinheiten. Weil das Sublot eine positive Anzahl Einheiten enthält, respektive nicht 0 ist, wird die korrespondierende Binärvariable auf $y_{23} = 1$ gesetzt.²²² Durch Formel (22) ergibt sich der Fertigstellungstermin auf einer Maschine als die

²²¹ Eine Mehrfachzuordnung von Auftrags-Sublots sowie Positionen ist per Definition unzulässig (vgl. Formel (46) und Formel (47)).

²²² Auf die genaue Zuweisung dieser Binärvariablen sei auf Formel (48) verwiesen.

Summe aus Anfangszeitpunkt zuzüglich der Anzahl Einheiten multipliziert mit der Prozessdauer pro Einheit und der Rüstzeit. Dabei sind die Variablen bzw. Parameter u_{js} , pc_{jm} , r_{jm} und y_{js} unabhängig von den jeweiligen Positionen. Um zu ermitteln, wann eine Position auf einer Maschine beginnt (b_{pm}) bzw. endet (f_{pm}) muss zwangsläufig eine Umrechnung von der Auftrags-Sublot-Kombination in die entsprechende Einlastungsposition erfolgen, wofür der Parameter l_{jsp} verwendet wird. Durch Anwendung von Formel (22) wird mit Hilfe einer Doppelsumme über die Indizes j und s die Umrechnung durchgeführt, was exemplarisch für das oben genannte Zahlenbeispiel in Abbildung 17 nachfolgend dargestellt ist.

p	$b_{57} + (u_{23} * pc_{27} + r_{27} * y_{23}) * l_{235} = \sum_{j=1}^J \sum_{s=1}^S$	f_{57}
P1	$(4 * 8 + 10 * 1) * 0 = 0$	
P2	$(4 * 8 + 10 * 1) * 0 = 0$	
P3	$18 + (4 * 8 + 10 * 1) * 0 = 0$	
P4	$(4 * 8 + 10 * 1) * 0 = 0$	
P5	$(4 * 8 + 10 * 1) * 1 = 42$	
Ergebnis (Summenformel)		42 = 60

Abbildung 17: Umrechnung von Auftragsdaten in Positionsdaten

Wenn die Zuordnungstabelle für den Parameter l_{jsp} vollständig ausgefüllt wurde unter Beachtung der Zeilen- und Spaltensummen, können im zweiten Schritt der Problemdekomposition die Anzahl Einheiten pro Einlastungsposition p und somit die Größen der jeweiligen Sublots der betrachteten Aufträge ermittelt werden, wie im nächsten Abschnitt 4.3.2.3 aufgeführt wird. Hierbei erfolgt auch die optimale Bestimmung der Startzeitpunkte b_{pm} .

Für die Zuordnung eines Sublot s des Auftrags j in eine Einlastungsposition p über den binären Parameter l_{jsp} kann eine Reihe von Prioritätsregeln Verwendung finden. Im Folgenden werden zwölf konkrete Regeln vorgestellt, welche die Prozesszeiten der Aufträge und / oder die Due Windows der Liefertermine berücksichtigen. Eine Klassifizierung dieser Regeln erfolgt in Abbildung 18.

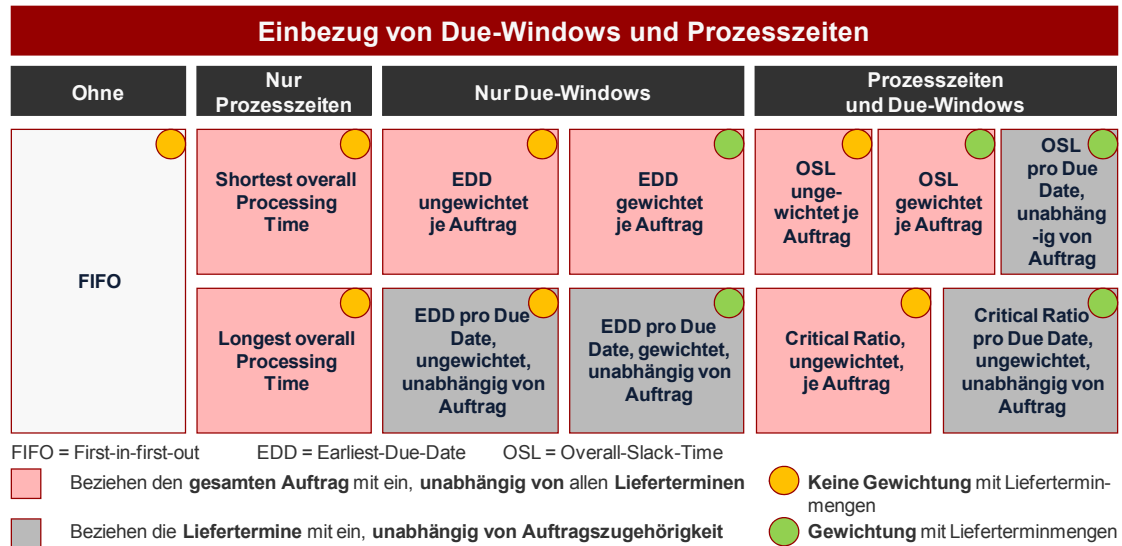


Abbildung 18: Klassifizierung der zwölf Prioritätsregeln

Jede der Regeln in Abbildung 18 wird mit ihrem Rechenschema im Verlauf dieses Abschnitts vorgestellt. Die rot hinterlegten Felder beziehen dabei den gesamten Auftrag mit ein und bilden ein ungewichtetes arithmetisches Mittel über alle Liefertermine dieser Aufträge. Bei diesen Regeln werden alle Positionen, die zu einem Auftrag gehören, hintereinander vergeben, wodurch ein Non Intermingling Schedule entsteht. Die grau hinterlegten Felder hingegen beziehen sich auf die einzelnen Liefertermine und achten folglich nicht darauf, zu welchem Auftrag diese Termine gehören. Die Positionen werden hierdurch so vergeben, dass immer der nächste Liefertermin berücksichtigt wird, unabhängig zu welchem Auftrag dieser gehört. Somit kann durch diese Regeln ein Intermingling Schedule entstehen.

Weiterhin lassen sich die Regeln dahingehend klassifizieren, ob sie eine Gewichtung der Liefertermine mit ihren jeweiligen Lieferterminmengen vornehmen oder nicht. Ist dies der Fall, sind die Regeln mit einem grünen Punkt farblich markiert. Erfolgt keine Gewichtung, wird ein orangener Punkt zur Kennzeichnung verwendet. Im Folgenden werden die zwölf Regeln im Detail vorgestellt. Ihre grafische Veranschaulichung in Form einer Einlastungsmatrix basiert dabei immer auf einem konkreten Zahlenbeispiel. Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass die vorgestellten Prioritätsregeln nur Beispiele und keine abschließende Auswahl darstellen. Für die mathematische Vorgehensweise werden dabei die Vergleichswerte v_{w_j} sowie $v_{w_{jk}}$ zum Sortieren, respektive zur Priorisierung der Aufträge, verwendet.

4.3.2.2.1 FIFO-Regel

Die First in first out-Regel (FIFO) ist die einzige der zwölf Prioritätsregeln, welche nicht explizit die Due Windows und / oder Prozesszeiten der Aufträge berücksichtigt, sondern die Positionen aufsteigend nach der Annahme vergibt, dass das erste Sublot des ersten Auftrags die erste Position erhält, das zweite Sublot des ersten Auftrags die zweite Position und so fort. Sie wird in den Pool der Prioritätsregeln mit aufgenommen, weil sie einen von Fälligkeitsterminen und Prozessdauern unabhängigen Referenzwert im Vergleich zu den anderen Regeln bietet, wie es in der Scheduling-Literatur häufig Anwendung findet.²²³ Die durch diese Regel sich ergebende Einlastungsmatrix ist beispielhaft in Abbildung 19 veranschaulicht, wobei drei Aufträge mit je zwei Einheiten berücksichtigt werden, folglich also sechs Positionen zu belegen sind.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>						T O T A L
		1	2	3	4	5	6	
1	1	1						1
1	2		1					1
2	1			1				1
2	2				1			1
3	1					1		1
3	2						1	1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	

Abbildung 19: Einlastungsmatrix nach FIFO-Regel

Eine 1 in der Matrix drückt dabei aus, dass $l_{jsp} = 1$ gilt. Die Zeilen sind durch die einzelnen Kombinationen aus Aufträgen *j* und Sublots *s* geprägt, die Spalten entsprechend über die Positionen *p*. Die Zeilen- und Spaltensummen betragen, wie in den Total-Feldern berechnet, immer 1.

4.3.2.2.2 Regeln mit Einbezug der Prozessdauern

In diesem Abschnitt werden zwei Prioritätsregeln vorgestellt, welche die Prozesszeiten der Aufträge berücksichtigen, jedoch nicht die einzelnen Liefertermine.

²²³ Vgl. Thiagarajan / Rajendran (2003), S. 4459.

SOPT-Regel

Die Shortest overall Processing Time-Regel (SOPT) bezieht sich rein auf die Prozesszeiten der Aufträge von der ersten bis zur letzten Maschine ohne die Anwendung von Lot Streaming.²²⁴ Ihre Rechenregel zur Ermittlung der Prioritätswerte pro Auftrag vw_j lautet wie folgt:

$$vw_j = \sum_{m=1}^M r_{jm} + \sum_{m=1}^M pc_{jm} * i_j \quad \forall j \quad (58)$$

Diese Vergleichswerte werden aufsteigend sortiert und die Einlastungspositionen entsprechend vergeben. Dabei wird jedem potentiellen Sublot eines Auftrags eine Position zugeordnet, wobei alle Positionen eines Auftrags nacheinander angeordnet werden. Das Ergebnis ist folglich ein Non Intermingling Schedule, bei dem alle Sublots eines Auftrags nacheinander produziert werden.

Beispielhaft wird eine Einlastungsmatrix in Abbildung 20 gezeigt, welche auf den in Tabelle 5 aufgeführten Zahlen für drei Aufträge, produziert auf zwei Maschinen, basiert.

Tabelle 5: Zahlenbeispiel für SOPT-Regel

	Auftrag 1	Auftrag 2	Auftrag 3
Menge des Auftrags i_j	2	2	2
Summe der Bearbeitungszeiten $p_{j1}+p_{j2}$	6	13	7
Summe der Rüstzeiten $r_{j1}+r_{j2}$	3	20	14
Prozesszeit des Auftrags	15	46	28
Wert vw_j	1	3	2

²²⁴ Da a priori nicht bekannt ist, wie viele Sublots durch den Einsatz von Lot Streaming erzeugt werden, kann die Regel nur auf der Prozesszeit ohne Aufteilung des Gesamtauftrags beruhen. Durch die Anwendung von Lot Streaming kann sich der Rüstaufwand pro Auftrag erhöhen, weil pro Sublot definitionsgemäß im betrachteten Modell ein Rüstvorgang anfällt.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>						TOTAL
		1	2	3	4	5	6	
1	1	1						1
1	2		1					1
2	1					1		1
2	2						1	1
3	1			1				1
3	2				1			1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	

Abbildung 20: Einlastungsmatrix nach SOPT-Regel

LOPT-Regel

Analog zur SOPT-Regel wird bei der Longest overall Processing Time-Regel (LOPT) der Vergleichswert errechnet, wie in Formel (58) angegeben, die Sortierreihenfolge jedoch abfallend festgelegt. Für das Beispiel aus Tabelle 5 ergibt sich eine Einlastung, wie sie in Abbildung 21 gezeigt ist.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>						TOTAL
		1	2	3	4	5	6	
1	1					1		1
1	2						1	1
2	1	1						1
2	2		1					1
3	1			1				1
3	2				1			1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	

Abbildung 21: Einlastungsmatrix nach LOPT-Regel

Hiermit sind nun die beiden Regeln SOPT und LOPT aufgezeigt, welche nur die Prozessdauern berücksichtigen. Im Folgenden werden vier Regeln vorgestellt, welche nur die Fälligkeitstermine berücksichtigen.

4.3.2.2.3 Regeln mit Einbezug der Due Windows

In diesem Abschnitt werden vier Prioritätsregeln vorgestellt, welche die Liefertermine der Aufträge berücksichtigen, jedoch nicht die Prozesszeiten zur Herstellung der auftragsspezifischen Einheiten für diese Termine. Die in diesem Abschnitt vorgestellten Zahlenbeispiele umfassen drei Aufträge, wobei Auftrag 1 und Auftrag 3 je zwei Einheiten enthalten und Auftrag 2 vier Einheiten aufweist. Für alle Aufträge sind zwei Liefertermine vorgegeben.

EDDu-Regel

Die erste dieser Regeln ist die Earliest Due Date ungewichtet je Auftrag-Regel (EDDu), welche ein ungewichtetes arithmetisches Mittel über alle Liefertermine eines Auftrags bildet. Ihre Rechenregel für den Vergleichswert vw_j je Auftrag ist in Formel (59) dargestellt:

$$vw_j = \frac{\sum_{k=1}^K \left(\frac{a_{jk} + z_{jk}}{2} \right)}{ds_j} \quad \forall j \quad (59)$$

Zunächst wird im Zähler ein „durchschnittliches Due Date“ für jedes Due Window des Auftrags gebildet. Anschließend wird ein durchschnittliches Auftrags-Due Date über alle einzelnen Liefertermine des Auftrags gebildet. Hiermit ergibt sich ein durchschnittlicher Liefertermin, welcher als Vergleichswert zur Priorisierung herangezogen wird. Diese Werte werden aufsteigend sortiert und die Einlastungspositionen entsprechend vergeben. Alle Sublots eines Auftrags werden nacheinander in Positionen übertragen, sodass ein Non Intermingling Schedule entsteht. Zur Veranschaulichung soll das in Tabelle 6 gezeigte Beispiel dienen, mit der in Abbildung 22 gezeigten Einlastungsmatrix.

Tabelle 6: Zahlenbeispiel für EDDu-Regel

	Auftrag 1	Auftrag 2	Auftrag 3
Frühester erster Liefertermin a_{j1}	27	24	4
Spätester erster Liefertermin z_{j1}	33	24	6
Durchschnittlicher erster Liefertermin	30	24	5
Frühester zweiter Liefertermin a_{j2}	49	31	35
Spätester zweiter Liefertermin z_{j2}	51	41	35
Durchschnittlicher zweiter Liefertermin	50	36	35
Durchschnittlicher Auftrags-Liefertermin	40	30	20
Wert vw_j	3	2	1

j	s	p								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1							1		1
1	2								1	1
2	1			1						1
2	2				1					1
2	3					1				1
2	4						1			1
3	1	1								1
3	2		1							1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 22: Einlastungsmatrix nach EDDu-Regel

EDDg-Regel

Die Earliest Due Date gewichtet je Auftrag-Regel (EDDg) verfolgt das gleiche Prinzip wie die EDDu-Regel, ist jedoch um eine Gewichtung der Liefertermine mit den zu diesen Terminen geforderten Einheiten erweitert. Ihr Rechenschema für den Vergleichswert vw_j lautet:

$$vw_j = \frac{\sum_{k=1}^K \left(\frac{(a_{jk} + z_{jk})}{2 \cdot v_{jk}} \right)}{ds_j} \quad \forall j \quad (60)$$

Indem die Lieferterminmenge v_{jk} in den Nenner des oberen Terms eingebunden wird, wird dieser kleiner, je mehr Einheiten gefordert werden. Durch eine aufsteigende Sortierung aller vw_j führt ein kleinerer Zähler bedingt durch die Liefermenge folglich zu einer früheren Einlastung in der Positionsmatrix.

Zur Veranschaulichung dient das in Tabelle 7 gezeigte Zahlenbeispiel, welches das zuvor gezeigte Beispiel der EDDu-Regel in erweiterter Form verwendet.

Tabelle 7: Zahlenbeispiel für EDDg-Regel

	Auftrag 1	Auftrag 2	Auftrag 3
Frühester erster Liefertermin a_{j1}	27	24	4
Spätester erster Liefertermin z_{j1}	33	24	6
Menge zum ersten Liefertermin v_{j1}	1	2	1
Durchschnittlicher gewichteter erster Liefertermin	30	12	5
Frühester zweiter Liefertermin a_{j2}	49	31	35
Spätester zweiter Liefertermin z_{j2}	51	41	35
Menge zum zweiten Liefertermin v_{j2}	1	2	1
Durchschnittlicher gewichteter zweiter Liefertermin	50	18	35
Durchschnittlicher Auftrags-Liefertermin	40	15	20
Wert vw_j	3	1	2

Die Aufträge 1 und 3 fordern pro Liefertermin jeweils nur eine Einheit, somit ändern sich ihre Vergleichswerte vw_j nicht. Weil Auftrag 2 jedoch höhere Mengen fordert, sinkt vw_2 und dieser Auftrag wird mit oberster Priorität eingelastet. Die sich ergebende Matrix zeigt Abbildung 23.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1							1		1
1	2								1	1
2	1	1								1
2	2		1							1
2	3			1						1
2	4				1					1
3	1					1				1
3	2						1			1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 23: Einlastungsmatrix nach EDDg-Regel

EDDpDDu-Regel

Mit der Earliest Due Date pro Due Date ungewichtet je Auftrag-Regel (EDDpDDu) wird eine Prioritätsregel vorgestellt, welche jeden Liefertermin unabhängig von seiner Auftragszugehörigkeit betrachtet. Die Berechnung erfolgt für den – um den Index k erweiterten – Vergleichswert vw_{jk} nach folgender Formel (61), wodurch ein arithmetisches Mittel für jedes Due Window ermittelt wird:

$$vw_{jk} = (a_{jk} + z_{jk})/2 \quad \forall j, k \quad (61)$$

Die Vergleichswerte werden aufsteigend sortiert und der Liefertermin k eines Auftrags j in die erste Position eingelastet, welcher den geringsten Wert vw_{jk} aufweist. Da a priori die Aufteilung der zu einem Liefertermin geforderten Menge in Sublots unbekannt ist, wird jedem jk exakt eine Position zugeordnet. Auch für den Fall, dass mehrere Einheiten an einem Liefertermin gefordert werden, wird nur eine Position vergeben. Weil die Einlastungsmatrix aufgrund dieses Vorgehens noch nicht vollständig ist, werden die restlichen Positionen, welche sich aus den noch nicht zugeordneten potenziellen Sublots ergeben, nach dem FIFO-Prinzip befüllt.²²⁵ Dieses Prinzip wird

²²⁵ Das FIFO-Prinzip ist eine von vielen Möglichkeiten zur Bestimmung der Zuordnungen für noch verbleibende Positionen. Es muss sichergestellt werden, dass die Zeilen- sowie Spaltensumme in den Einlastungsmatrizen jeweils 1 beträgt. Für diese und andere im Folgenden noch vorzustellende Prioritätsregeln wird das FIFO-Prinzip aufgrund seiner einfachen Struktur verwendet.

anhand des folgenden Zahlenbeispiels veranschaulicht. Betrachtet werden drei Aufträge mit je zwei Lieferterminen. Tabelle 8 zeigt die benötigten Daten.

Tabelle 8: Zahlenbeispiel für EDDpDDu-Regel

	Auftrag 1		Auftrag 2		Auftrag 3	
	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2
Frühester Liefertermin a_{jk}	12	30	4	17	9	45
Spätester Liefertermin z_{jk}	15	32	6	22	11	51
Durchschnittlicher Liefertermin	13,5	31	5	19,5	10	48
Wert vw_{jk}	3	5	1	4	2	6

Die sich daraus ergebende Einlastungsmatrix präsentiert folglich einen Intermingling Schedule und ist in Abbildung 24 für das obige Beispiel exemplarisch dargestellt.

j	s	p								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1			1						1
1	2				1					1
2	1	1								1
2	2				1					1
2	3							1		1
2	4								1	1
3	1		1							1
3	2						1			1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 24: Einlastungsmatrix nach EDDpDDu-Regel

Deutlich zu erkennen ist dabei, dass für den Auftrag 2 die erste und vierte Position vergeben wird. Weil dieser Auftrag jedoch insgesamt vier Einheiten aufweist und somit zwei Positionen nicht in Verbindung mit einem Liefertermin stehen, werden diese als Position 7 und Position 8 nach dem FIFO-Prinzip noch angefügt.

EDDpDDg-Regel

Die Earliest Due Date pro Due Date gewichtet je Auftrag-Regel (EDDpDDg) verfährt nach dem gleichen Prinzip wie die EDDpDDu-Regel, gewichtet jedoch jeden Liefertermin mit seiner zu liefernden Menge nach dem gleichen Prinzip wie bei der EDDg-Regel. Die Rechenformel für den Vergleichswert vw_{jk} lautet:

$$vw_{jk} = \frac{a_{jk} + z_{jk}}{2 \cdot v_{jk}} \quad \forall j, k \quad (62)$$

Durch die Division durch die Anzahl der zu liefernden Mengen verringert sich der Vergleichswert vw_{jk} und rückt somit in der aufsteigend sortierten Prioritätsliste weiter nach vorn, sodass eine frühere Position vergeben wird. Dies wird basierend auf den Beispielzahlen der EDDpDDu-Regel aus Tabelle 8 veranschaulicht, ergänzt um die Lieferterminmengen, wobei das Auffüllen „überschüssiger“ Positionen analog der FIFO-Regel erfolgt. Tabelle 9 und Abbildung 25 zeigen die ermittelten Zahlen und die dazugehörige Einlastungsmatrix.

Tabelle 9: Zahlenbeispiel für EDDpDDg-Regel

	Auftrag 1		Auftrag 2		Auftrag 3	
	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2
Frühester Liefertermin a_{jk}	12	30	4	17	9	45
Spätester Liefertermin z_{jk}	15	32	6	22	11	51
Menge zum Liefertermin v_{jk}	1	1	2	2	1	1
Durchschnittlicher Liefertermin	13,5	31	2,5	9,75	10	48
Wert vw_{jk}	4	5	1	2	3	6

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1				1					1
1	2					1				1
2	1	1								1
2	2		1							1
2	3							1		1
2	4								1	1
3	1			1						1
3	2						1			1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 25: Einlastungsmatrix nach EDDpDDg-Regel

Mit dieser Regel sind alle vier Prioritätsregeln vorgestellt, welche nur die Due Windows berücksichtigen. Im Folgenden werden Regeln vorgestellt, welche zusätzlich die Bearbeitungsauern einbeziehen.

4.3.2.2.4 Regeln mit Einbezug der Prozesszeiten und der Due Windows

Im Folgenden werden fünf Regeln vorgestellt, welche sowohl die Fälligkeitstermine als auch die Prozesszeiten der Aufträge berücksichtigen. Diese Regeln verwenden als Vergleichswert entweder die absolute Schlupfzeit oder ein Verhältnis aus Fälligkeitszeitpunkt zu Prozessdauer. Die Zahlenbeispiele basieren ebenfalls auf drei Aufträgen mit je zwei Lieferterminen. Die Auftragsmengen lauten $i_1 = 2$, $i_2 = 4$ und $i_3 = 2$. Gefertigt werden diese auf zwei Maschinen.

OSLu-Regel

Die erste Regel, welche Prozesszeiten und Due Windows berücksichtigt, ist die Overall Slack Time ungewichtet je Auftrag-Regel (OSLu), welche eine Schlupfzeit pro Auftrag auf Basis des durchschnittlichen Fälligkeitszeitpunkts aller Lieferungen dieses Auftrags abzüglich der für alle Einheiten dieses Auftrags aufzuwendenden Prozesszeit ermittelt. Analog zu den SOPT- und LOPT-Regeln gilt die Annahme, dass die Anzahl Sublots ex ante unbekannt ist, sodass nur ein Rüstvorgang je Maschine berücksichtigt wird. Die Rechenformel (63) ermittelt den Vergleichswert vw_j je Auftrag wie folgt:

$$vw_j = \frac{\sum_{k=1}^K ((a_{jk} + z_{jk})/2)}{ds_j} - \left(\sum_{m=1}^M r_{jm} + \sum_{m=1}^M pc_{jm} * i_j \right) \quad \forall j \quad (63)$$

Die Formel ist folglich eine Kombination der EDDu- und der SOPT-Regel. Ihre Anwendung wird durch das in Tabelle 10 dargestellte Zahlenbeispiel, basierend auf drei Aufträgen mit je zwei Lieferzeitpunkten und Fertigung auf zwei Maschinen, verdeutlicht.

Tabelle 10: Zahlenbeispiel für OSLu-Regel

	Auftrag 1	Auftrag 2	Auftrag 3
Frühester erster Liefertermin a_{j1}	27	24	4
Spätester erster Liefertermin z_{j1}	33	24	6
Menge zum ersten Liefertermin v_{j1}	1	2	1
Durchschnittlicher erster Liefertermin	30	24	5
Frühester zweiter Liefertermin a_{j2}	49	31	35
Spätester zweiter Liefertermin z_{j2}	51	41	35
Menge zum ersten Liefertermin v_{j1}	1	2	1
Durchschnittlicher zweiter Liefertermin	50	36	35
Durchschnittlicher Auftrags-Liefertermin	40	30	20
Summe der Bearbeitungszeiten $p_{j1}+p_{j2}$	4	1	2
Summe der Rüstzeiten $r_{j1}+r_{j2}$	3	2	3
Prozesszeit des Auftrags	11	6	7
Overall-Slack-Time	29	24	13
Wert vw_j	3	2	1

Aus den Berechnungen für Formel (63) ergibt sich die in Abbildung 26 aufgezeigte Einlastungsmatrix.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1							1		1
1	2								1	1
2	1			1						1
2	2				1					1
2	3					1				1
2	4						1			1
3	1	1								1
3	2		1							1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 26: Einlastungsmatrix nach OSLu-Regel

Wie aus der Einlastungsmatrix ersichtlich ist, werden alle möglichen Sublots eines Auftrags in aufeinanderfolgenden Positionen eingelastet. Somit ergibt sich mit dieser Regel ein Non Intermingling Schedule.

OSLg-Regel

Die Overall Slack Time gewichtet je Auftrag-Regel (OSLg) verfolgt prinzipiell den gleichen Rechenansatz wie die OSLu-Regel, kombiniert dabei jedoch die EDDg- und die SOPT-Regel und gewichtet somit die Liefertermine mit den dazugehörigen Liefermengen. Ihre Rechenmethodik für den Vergleichswert vw_j ist wie folgt dargestellt:

$$vw_j = \frac{\sum_{k=1}^K \left(\frac{(a_{jk} + z_{jk})}{2 \cdot v_{jk}} \right)}{ds_j} - \left(\sum_{m=1}^M r_{jm} + \sum_{m=1}^M pc_{jm} * i_j \right) \quad \forall j \quad (64)$$

Das Rechenbeispiel in Tabelle 11 veranschaulicht die abweichenden Ergebnisse in der letzten Zeile im Vergleich zur OSLu-Regel.

Tabelle 11: Zahlenbeispiel für OSLg-Regel

	Auftrag 1	Auftrag 2	Auftrag 3
Frühester erster Liefertermin a_{j1}	27	24	4
Spätester erster Liefertermin z_{j1}	33	24	6
Menge zum ersten Liefertermin v_{j1}	1	2	1
Durchschnittlicher erster Liefertermin	30	12	5
Frühester zweiter Liefertermin a_{j2}	49	31	35
Spätester zweiter Liefertermin z_{j2}	51	41	35
Menge zum ersten Liefertermin v_{j1}	1	2	1
Durchschnittlicher zweiter Liefertermin	50	18	35
Durchschnittlicher Auftrags-Liefertermin	40	15	20
Summe der Bearbeitungszeiten $p_{j1}+p_{j2}$	4	1	2
Summe der Rüstzeiten $r_{j1}+r_{j2}$	3	2	3
Prozesszeit des Auftrags	11	6	7
Overall-Slack-Time	29	9	13
Wert vw_j	3	1	2

Daraus resultiert die in Abbildung 27 gezeigte Einlastungsmatrix, wobei alle fehlenden Positionen eines Auftrags wiederum nach dem FIFO-Prinzip eingefügt werden.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1							1		1
1	2								1	1
2	1	1								1
2	2		1							1
2	3			1						1
2	4				1					1
3	1					1				1
3	2						1			1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 27: Einlastungsmatrix nach OSLg-Regel

Auch mit der gewichteten Form der OSL-Regel ergibt sich somit ein Non Intermingling Schedule.

OSLpDDu-Regel

Eine weitere Kombination von EDDpDDu- und SOPT-Regel ist die Overall Slack Time per Due Date ungewichtet je Auftrag-Regel (OSLpDDu). Der Vergleichswert gilt pro Auftrag und Liefertermin und ist somit mit jk indiziert. Zunächst wird aus dem Due Window eines Liefertermins ein arithmetisches Mittel und somit ein durchschnittliches Due Date gebildet. Anschließend erfolgt die Subtraktion der Prozesszeit, die zur Herstellung genau dieser Liefermenge benötigt wird.²²⁶ Formel (65) veranschaulicht diese Berechnung:

$$vw_{jk} = (a_{jk} + z_{jk})/2 - (\sum_{m=1}^M r_{jm} + \sum_{m=1}^M pc_{jm} * v_{jk}) \quad \forall j, k \quad (65)$$

Diese Regel ermittelt einen Intermingling Schedule, bei dem jedem Liefertermin jedes Auftrags genau eine Einlastungsposition zugeordnet wird. Analog zu den nur Due Date-bezogenen Prioritätsregeln wird für jeden Liefertermin eine Position vergeben, unabhängig von der Anzahl Einheiten, welche für diesen Liefertermin vorgesehen sind. Eventuell nicht besetzte Positionen werden nach der Priorisierung in Form einer FIFO-

²²⁶ Die Liefermenge wird in dieser Formel, abweichend zur SOPT-Formel, durch v_{jk} anstatt i_j angegeben, um nur die Menge zum konkret betrachteten Liefertermin zu berücksichtigen.

Regel aufgefüllt. Das in Tabelle 12 aufgezeigte Zahlenbeispiel soll die Rechenmethodik verdeutlichen.

Tabelle 12: Zahlenbeispiel für OSLpDDu-Regel

	Auftrag 1		Auftrag 2		Auftrag 3	
	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2
Frühester Liefertermin a_{jk}	27	49	24	31	4	35
Spätester Liefertermin z_{jk}	33	51	24	41	6	35
Menge zum Liefertermin v_{jk}	1	1	2	2	1	1
Summe der Bearbeitungszeiten $p_{j1}+p_{j2}$	4	4	1	1	2	2
Summe der Rüstzeiten $r_{j1}+r_{j2}$	3	3	2	2	3	3
Overall-Slack-Time	23	43	20	32	0	30
Wert vw_{jk}	3	6	2	5	1	4

Aus den aufgezeigten Zahlen ergibt sich die folgende Einlastungsmatrix, wie sie in Abbildung 28 abgebildet ist.

j	s	p								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1			1						1
1	2						1			1
2	1		1							1
2	2				1					1
2	3							1		1
2	4								1	1
3	1	1								1
3	2				1					1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 28: Einlastungsmatrix nach OSLpDDu-Regel

Weil im betrachteten Beispiel aus Tabelle 12 der Auftrag 2 nur zwei Liefertermine aufweist, in ihm jedoch vier Einheiten enthalten sind, werden die noch nicht bereits vergebenen Positionen nach dem FIFO-Prinzip aufgefüllt, respektive die Positionen 7 und 8 vergeben, wie in Abbildung 28 zu sehen.

CRA-Regel

Bisher wurden in diesem Abschnitt drei Prioritätsregeln vorgestellt, welche auf absoluten Zahlen basieren. Im Folgenden werden zwei Regeln aufgezeigt, welche relative Größen zur Priorisierung verwenden.

Die ungewichtete Critical Ratio per Auftrag-Regel (CRA) verfolgt das gleiche Rechenschema wie die OSLu-Regel, jedoch findet keine Subtraktion, sondern eine Division von durchschnittlichem Auftragslieferzeitpunkt durch die Prozessdauer des Auftrags statt. Die Berechnung des entsprechenden Vergleichswertes vw_j lautet wie folgt:

$$vw_j = \frac{\frac{\sum_{k=1}^K \left(\frac{(a_{jk} + z_{jk})}{2} \right)}{ds_j}}{(\sum_{m=1}^M r_{jm} + \sum_{m=1}^M pc_{jm} * i_j)} \quad \forall j \quad (66)$$

Zur Veranschaulichung wird das gleiche Zahlenbeispiel wie für die OSLu-Regel herangezogen. Wie aus Tabelle 13 ersichtlich ist, ändern sich lediglich die letzten beiden Zeilen.

Tabelle 13: Zahlenbeispiel für CRa-Regel

	Auftrag 1	Auftrag 2	Auftrag 3
Frühester erster Liefertermin a_{j1}	27	24	4
Spätester erster Liefertermin z_{j1}	33	24	6
Menge zum ersten Liefertermin v_{j1}	1	2	1
Durchschnittlicher erster Liefertermin	30	24	5
Frühester zweiter Liefertermin a_{j2}	49	31	35
Spätester zweiter Liefertermin z_{j2}	51	41	35
Menge zum ersten Liefertermin v_{j1}	1	2	1
Durchschnittlicher zweiter Liefertermin	50	36	35
Durchschnittlicher Auftrags-Liefertermin	40	30	20
Summe der Bearbeitungszeiten $p_{j1}+p_{j2}$	4	1	2
Summe der Rüstzeiten $r_{j1}+r_{j2}$	3	2	3
Prozesszeit des Auftrags	11	6	7
Critical-Ratio	3,6	5	2,9
Wert vw_j	2	3	1

Das Ergebnis ist zur OSLu-Regel verschieden, weil die Aufträge 1 und 2 vertauscht sind. Die sich ergebene Einlastungsmatrix ist in Abbildung 29 dargestellt.

j	s	p								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1			1						1
1	2				1					1
2	1					1				1
2	2						1			1
2	3							1		1
2	4								1	1
3	1	1								1
3	2		1							1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 29: Einlastungsmatrix nach CRa-Regel

CRpDDu-Regel

Eine weitere Form der Critical Ratio-Regel ist ihre Anwendung bezogen auf einzelne Fälligkeitstermine in Form der Critical Ratio per Due Date ungewichtet je Auftrag-Regel (CRpDDu). Die Vergleichswerte sind somit mit jk indiziert. Die Formel ist analog zur OSLpDDu-Regel aufgebaut, bildet jedoch keine Differenz, sondern ein Verhältnis der beiden Terme:

$$vw_{jk} = \frac{(a_{jk} + z_{jk})/2}{\sum_{m=1}^M r_{jm} + \sum_{m=1}^M p_{cjm} * v_{jk}} \quad \forall j \quad (67)$$

Die CRpDDu-Regel als auch die OSLpDDu-Regel beziehen sich somit auf einen konkreten Liefertermin und beinhalten die Anzahl geforderter Einheiten zu diesem Termin und die hierfür voraussichtlich benötigten Fertigungszeiten. Zur Veranschaulichung wird die gleiche Zahlenbasis wie für die OSLpDDu-Regel aus Tabelle 12 verwendet. Aus der letzte Zeile von Tabelle 14 geht hervor, dass die Einlastungsreihenfolge eine andere ist als bei der OSLpDDu-Regel.

Tabelle 14: Zahlenbeispiel für CRpDDu-Regel

	Auftrag 1		Auftrag 2		Auftrag 3	
	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2	Liefertermin 1	Liefertermin 2
Frühester Liefertermin a_{jk}	27	49	24	31	4	35
Spätester Liefertermin z_{jk}	33	51	24	41	6	35
Menge zum Liefertermin v_{jk}	1	1	2	2	1	1
Summe der Bearbeitungszeiten $p_{j1} + p_{j2}$	4	4	1	1	2	2
Summe der Rüstzeiten $r_{j1} + r_{j2}$	3	3	2	2	3	3
Critical-Ratio	4,3	7,1	6	9	1	7
Wert vw_{jk}	2	4	3	6	1	5

Konkret sieht die Einlastungsmatrix wie in Abbildung 30 gezeigt aus, wobei für diese Regel gilt, analog zu den Regeln OSLpDDu, EDDpDDu und EDDpDDg, dass nicht vergebene Positionen nach dem FIFO-Prinzip aufgefüllt werden.

<i>j</i>	<i>s</i>	<i>p</i>								TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	
1	1		1							1
1	2				1					1
2	1			1						1
2	2						1			1
2	3							1		1
2	4								1	1
3	1	1								1
3	2					1				1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	

Abbildung 30: Einlastungsmatrix nach CRpDDu-Regel

Damit sind alle in dieser Arbeit verwendeten Prioritätsregeln vorgestellt. Sie erheben keinen Anspruch auf Vollständigkeit in Umfang und Kombinationsmöglichkeiten, sondern stellen lediglich eine Auswahl an praktikablen und in sich verschiedenen Möglichkeiten zur Bestimmung der binären Zuordnungsparameter l_{jsp} dar. Die Regeln führen zu individuellen Matrizen, je nach Anzahl der betrachteten Aufträge und ihren Parametern für Prozessdauern und Liefertermine. Es wird an dieser Stelle darauf hingewiesen, dass vor allem bei kleinen Probleminstanzen verschiedene Prioritätsregeln zu gleichen Einlastungsmatrizen führen können, sodass folglich auch deren Ergebnisse identisch sind. Weil die Sublot-Größen und somit die Größen der Positionen ex ante unbekannt sind und erst durch das MIP erfolgen, kann durch eine verschieden ausgeprägte Wahl der Parameter l_{jsp} unter Umständen ein besseres Ergebnis erzielt werden. Dieser Gedanke wird in Kapitel 5 bei der Vorstellung einer Verbesserungsheuristik nochmals aufgegriffen.

Die hier vorgestellten Prioritätsregeln sind exemplarisch und können selbstverständlich noch erweitert sowie abgeändert werden. Zielsetzung ist es vor allem, eine Diversität in den Zielfunktionswerten zu erhalten und hiermit eine Grundlage für den im nächsten Kapitel vorgestellten GA zu stellen, was mit zwölf Prioritätsregeln gegeben ist. Nachfolgend wird das zweite Teilproblem, welches sich an die Bestimmung der Zuordnungsmatrix anschließt und die Anzahlen sowie Größen der Sublots pro Auftrag sowie deren Startzeitpunkte auf den einzelnen Maschinenstufen ermittelt, vorgestellt.

4.3.2.3 Zweites Teilproblem: Finden optimaler Sublot-Anzahlen und -größen sowie Scheduling der Positionen

Nachdem die Matrix für l_{jsp} bestimmt wurde, erfolgt im nächsten Schritt die Ermittlung einer Lösung mittels des MIP. Dabei wird l_{jsp} als Parameter berücksichtigt. A priori sind nur die Zuordnungen von Auftrags-Sublots zu Positionen bekannt, jedoch nicht die Anzahl der Sublots, welche den einzelnen Aufträgen zugeordnet sind. Es kann daher optimal sein, einzelne Positionen mit Sublot-Größen von 0 zu belegen und diese Positionen nur „theoretisch“ durch den Produktionsprozess zu führen. Insbesondere bei einem relativ hohen Rüstaufwand im Vergleich zur Bearbeitungszeit einer Einheit auf einer Maschine kann dies sinnvoll sein.

Mit der Bestimmung der Anzahl Sublots folgt simultan die Festlegung der Sublot-Größen. Im kleinstmöglichen Fall wird jeder Position ein Sublot mit der Größe von einer Einheit, respektive Unit sized Sublots, zugeordnet. Im größtmöglichen Fall wird ein Sublot mit allen Einheiten des Auftrags gebildet und die anderen Positionen dieses Auftrags werden mit 0 Einheiten belassen, sprich es erfolgt kein Einsatz von Lot Streaming.

Die nächste zu treffende Entscheidung ist die Frage nach dem Startzeitpunkt der einzelnen Positionen auf den jeweiligen Maschinen, respektive die Scheduling-Terminierung. Ausschlaggebend für den Zielfunktionswert sind dabei die Fertigstellungszeitpunkte der Positionen auf der letzten Maschine. Von diesen ausgehend berechnen sich die Terminabweichungen bzw. die nicht termingerecht fertiggestellte Menge, je nach betrachteter Zielfunktion.

Die Bestimmung dieser Entscheidungen obliegt dem MIP, welches unter Berücksichtigung der Lieferzeitpunkte einen optimalen Zielfunktionswert ermittelt. Konkret sind die zuvor als Entscheidungsvariablen deklarierten Variablen zu bestimmen. Zunächst erfolgt über y_{js} eine binäre Entscheidung, ob Sublot s des Auftrags j mit einer oder mehr Einheiten befüllt wird. Hierzu gibt u_{js} die genaue Einheitenzahl an. Im Anschluss werden die binären Entscheidungen getroffen, ob für einen bestimmten Auftrag aus seinen Sublots Mengen zu den einzelnen Lieferterminen zugeordnet werden, ausgedrückt durch yd_{jsk} . Analog geben die Variablen ud_{jsk} die konkreten Mengenzuordnungen an. Die letzte zu bestimmende Variable betrifft die Startzeitpunkte der Positionen auf den Maschinen, d. h. b_{pm} .

Es stellt sich bei der Lösung des MIP die Frage, ob ein Liefertermin durch ein oder mehrere Sublots abgedeckt werden soll bzw. ein Sublot einen oder mehrere Liefertermine bedient. Hierfür soll ein Beispiel in Abbildung 31 angeführt werden, welches zwei Sublots mit unterschiedlichen Fertigstellungszeitpunkten aufzeigt.

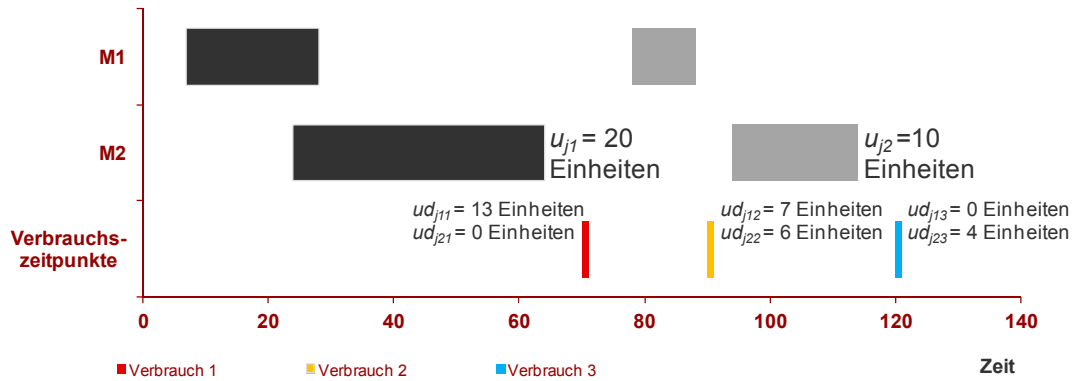


Abbildung 31: Zuweisung der Auftrags-Sublots u_{js} an Liefertermine durch u_{djsk}

Die Einheiten aus diesen Sublots werden an insgesamt drei Verbrauchszeitpunkte vergeben. Dabei bedient das erste Sublot die ersten beiden Verbrauchstermine und das zweite Sublot den zweiten und dritten Verbrauchszeitpunkt. Der zweite Liefertermin wird folglich durch zwei Sublots bedient. Dieser Ansatz verdeutlicht die grundlegende Lösungsstruktur des in dieser Arbeit aufgezeigten Modells, wie er in Abbildung 8 eingangs veranschaulicht wurde. Im nächsten Abschnitt erfolgt die Rekombosition der beiden Teilprobleme.

4.3.2.4 Rekombosition der Teilprobleme und Bewertung des Ergebnisses

An die Dekomposition des zu lösenden Problems in zwei unabhängige, sukzessiv zu lösende Teilprobleme schließt sich die Rekombosition mit der Ausgabe der Lösung an. Diese besteht folglich aus der Zuordnungsmatrix für die Einlastungspositionen l_{jsp} und die dazugehörigen Sublots mit ihren jeweiligen Größen sowie Startzeitpunkten. Im Folgenden werden einige grundlegende Bewertungsansätze für die resultierende Ergebnisstruktur aufgezeigt.

Die Anzahl Sublots, welche mit einer von 0 verschiedenen Anzahl identischer Einheiten befüllt sind, beeinflusst die insgesamt anfallende Rüstdauer. Weniger Sublots führen zu weniger Rüstprozessen sowie höheren Sublot-Größen und umgekehrt. Mit mehreren Sublots kann jedoch individueller auf Liefertermine reagiert werden, weil im

Idealfall die Fertigstellung der exakt geforderten Menge zu einem Liefertermin an genau diesem Termin erfolgen kann.

Mit einem Intermingling Schedule kann vor allem bei einer chronologischen Anordnung der Liefertermine auf diese eingegangen werden, wenn die zeitlich geordneten Liefertermine verschiedenen Aufträgen zuzuordnen sind. Dieser Schedule wird wiederum maßgeblich durch die Ausprägung der l_{jsp} -Matrix beeinflusst. Im ungünstigsten Fall fällt folglich im Rahmen eines Non Intermingling Schedules die Anzahl Sublots und hierdurch die Anzahl Rüstprozesse unnötig hoch aus.

Diese grundlegenden Betrachtungen sind bei der Bewertung einer Lösung und der Wahl einer bestmöglichen Ausprägung der Einlastungspositionen zu berücksichtigen, da diese in dem vorgestellten zweistufigen Lösungsfindungsprozess den einzigen Parameterstellhebel darstellen. Wie bereits angeführt wurde, stehen $P!$ Möglichkeiten zur Verfügung, wie die Matrix für l_{jsp} ausgeprägt sein kann, welche nicht alle in vertretbarer Zeit untersucht werden können. Im nächsten Kapitel wird aus diesem Grund ein iteratives Optimierungsverfahren in Form eines Genetischen Algorithmus vorgestellt. Diese Heuristik ist in der Lage, mit einem vertretbaren Zeitaufwand eine möglichst gute Lösung für das erste Teilproblem auch ohne vollständige Enumeration aller Matrizen für die Einlastungsparameter zu finden.

5 Iterative Verbesserung des Zielfunktionswertes durch eine Heuristik

In diesem Kapitel wird eine Heuristik zur Verbesserung der Zuordnungsmatrix l_{jsp} für Auftrags-Sublots in Einlastungspositionen vorgestellt. Diese Zuordnung beeinflusst die Lösungsgüte des MIP und wird daher in Form eines heuristischen iterativen Prozesses verbessert. Eine vollständige Enumeration hingegen ist in vertretbarer Zeit nur für sehr kleine Probleminstanzen möglich.

Hier wird ein Genetischer Algorithmus verwendet, da diese Form der Heuristik sich in der Lot Streaming-Literatur – und auch in anderen Scheduling-Untersuchungen – in vielfältiger Weise etabliert und gegenüber anderen Heuristiken durchgesetzt hat.²²⁷ Eine frühe Anwendung von GA für Scheduling-Problemstellungen findet sich bspw. in Davis (1985). In der Folgezeit wurde dieses Verfahren in einer Vielzahl von Publikationen mit Bezug zur operativen Produktionsplanung – und auch darüber hinaus – angewandt. Neuere Untersuchungen dazu umfassen bspw. Jiang et. al. (2011), Chen et. al. (2012), Chaudhry et. al. (2013) und Brzeczek / Nowak (2013). Zudem finden GA in den in Abschnitt 3.2 vorgestellten Untersuchungen zu Due Date-bezogenen Zielfunktionen fast ausschließlich Verwendung.²²⁸ Eine reichhaltige Übersicht von Untersuchungen zu GA im Kontext des Scheduling findet sich in Kumar / Dhingra (2012).

5.1 Allgemeine Vorgehensweise eines Genetischen Algorithmus

Genetische Algorithmen sind Heuristiken zum Auffinden eines guten Zielfunktionswertes, im Idealfall des globalen Optimums einer Zielfunktion. Sie finden häufig bei nicht-konvexen Optimierungsproblemen Anwendung. Ihre Vorgehensweise ist dabei an die evolutionäre Entwicklung in der Biologie angelehnt.

²²⁷ Vgl. bspw. Kim / Jeong (2009) oder Pan et al. (2010) für den Einsatz evolutionärer Algorithmen in Zusammenhang mit Lot Streaming. Eine nicht abschließende Auflistung über alternative heuristische Verfahren wurde in Abschnitt 2.7 gegeben. Ein Vorteil von GA gegenüber einigen anderen Heuristiken kann sein, dass mehrere (gute) Lösungen ermittelt werden und nicht nur eine (vgl. Hromkovič (2001), S. 401). Zudem ist keine Kenntnis über den Lösungsraum zu Beginn des Verfahrens notwendig und es kann mit beliebig erzeugten zulässigen Chromosomen gestartet werden. Dies kann insbesondere im Kontext des Scheduling eine wichtige Rolle spielen. Jedoch können GA mit ihrer ausgeprägten Diversifizierung auch kritisch gesehen werden, sodass andere Heuristiken zur Lösung des hier vorgestellten Problems ebenfalls Anwendung finden können (vgl. auch Luke (2013)).

²²⁸ Vgl. vor allem Yoon / Ventura (2002a) und Yoon / Ventura (2002b) sowie Chan / Wong / Chan (2004), Chan / Wong / Chan (2005), Chan / Wong / Chan (2008a) und Chan / Wong / Chan (2008b).

Die Sequenzen der Aufträge in Scheduling-Problemen werden in einem Genetischen Algorithmus in Form von Chromosomen dargestellt, wobei die Gesamtheit aller Chromosomen eine Population zu einer bestimmten Generation stellt. Jedes Individuum (Chromosom) dieser Population wird durch einen Fitnesswert charakterisiert, zumeist ausgedrückt durch den Zielfunktionswert. Der GA verfährt iterativ mit den Chromosomen, wobei in jeder Iteration eine neue Generation gebildet wird. Diese Generation besteht aus überlebenden Chromosomen der Vorperiode sowie Nachkommen zweier Elternteile, respektive den Kindern oder Neuchromosomen. Die Populationsgröße wird dabei in der Regel als fix angenommen. Nachkommen bilden sich durch Reproduktion, genauer durch Kreuzung (im Englischen Crossover genannt) sowie Mutation, ausgehend von den Chromosomen ausgewählter Vertreter der Elterngeneration. Durch den Crossover-Prozess werden i. d. R. große Variationen und Innovationen in den Chromosomen erzeugt, wohingegen die Mutation durch feinere, spezifischere Anpassungen den umliegenden Lösungsraum näher untersuchen soll.²²⁹ Diese Prozessschritte der Selektion, Kreuzung und Mutation mit anschließender Bildung einer neuen Generation und deren Evaluierung werden zyklisch mehrfach durchlaufen.²³⁰

Im Scheduling-Kontext repräsentieren die Chromosomen eine Auftragsreihenfolge, wobei die verschiedenen Positionen durch sog. Allele ausgedrückt werden. Ein Mutationsprozess kann dabei bspw. eine Vertauschung von Positionen darstellen und die Kreuzung kombiniert Eigenschaften zweier Elternchromosomen. Im Verlauf der einzelnen Generationen überleben bei konstanten Populationsgrößen die Chromosomen mit den besten Zielfunktionswerten, sozusagen die am besten angepassten Mitglieder einer Population, wohingegen ungeeignete Individuen absterben.²³¹

Die erzielbare Lösungsgüte ist einerseits davon abhängig, wie der Lösungsraum eines Problems aussieht, andererseits von der Kombination der gewählten Einstellungen der Parameter für den GA, d.h. v. a. die Populationsgröße, der Selektionsvorgang für den Crossover, die Wahl des Crossovers selbst, das Mutationsverfahren sowie die Anzahl

²²⁹ Vgl. bspw. Mitchell (1998), S. 129 f.

²³⁰ Vgl. Michalewicz (1996), S. 35.

²³¹ Vgl. Marimuthu / Ponnambalam (2005), S. 175. Für eine ausführliche Darstellung vgl. auch Goldberg (1989).

Generationen.²³² Es gibt somit keinen generellen „besten“ GA, vielmehr sollte jeder GA auf seine zu lösende Problemstellung individuell eingestellt werden,²³³ um zu möglichst guten Ergebnissen zu gelangen. Ein wichtiger Aspekt von GA ist es, dass durch Kreuzung, Mutation und eine geeignete Populationsgröße eine gute Diversität der Chromosomen erhalten bleibt. Hierdurch können GA gegenüber lokalen Suchstrategien Vorteile erbringen²³⁴ und zu vergleichsweise besseren Ergebnissen gelangen. Allerdings muss bei Verwendung eines GA neben der guten Diversität auch auf die gezielte Förderung der Intensivierung, d.h. die gezielte Exploration der Nachbarschaft bislang gefundener guter Lösungen zur Findung benachbarter besserer Lösungen geachtet werden.

Der evolutionäre Prozess wird im Folgenden zur Bestimmung einer möglichst guten Matrix für den Einlastungsparameter l_{jsp} herangezogen und für die betrachtete Problemstellung verwendet. Durch verschiedene Matrizen für l_{jsp} können auf diese Weise mehrere Lösungen ermittelt werden, sodass es sich anbietet, das Dekompositionsverfahren mehrfach zu durchlaufen, um einen bestmöglichen Zielfunktionswert in einem vertretbaren zeitlichen Aufwand und mit einer vertretbaren Rechenkomplexität zu ermitteln. Dabei wird ein einfacher GA entwickelt, welcher vor allem auf die Testumgebungen in Kapitel 6 zugeschnitten ist und somit den vorgestellten Dekompositionsansatz beispielhaft löst. Er ist als ein erster möglicher Vorgehensentwurf unter vielen denkbaren Varianten an GA bzw. anderen (meta-) heuristischen Lösungsansätzen zu verstehen, welcher in vielseitiger Hinsicht abgeändert und verfeinert werden kann. An entsprechenden Stellen werden aus diesem Grund in den folgenden Abschnitten Hinweise zu alternativen sowie komplexeren GA-Verfahren gegeben, um den hier vorgestellten GA auf größere Problemstellungen bei Bedarf anpassen zu können. Alternativ zu einem GA bietet es

²³² Vgl. bspw. Mitchell / Forrest / Holland (1992) oder Spears (1995). Eine neuere Untersuchung zu den Einflüssen der Parameter findet sich in Kapoor / Dey / Khurana (2011), wobei die Änderungen einzelner Parameter getrennt sowie in Interaktion zueinander evaluiert werden. Die Autoren kommen zu der verallgemeinerten Erkenntnis, dass eine hohe Crossover-Rate in Verbindung mit einer niedrigen Mutations-Rate und einer angemessenen Populationsgröße die beste zu wählende Strategie bei der Parameterbestimmung ist. Dieser Ansatz wird in der Entwicklung des GA in dieser Arbeit aufgegriffen, indem in den folgenden Abschnitten ein kontinuierlich anzuwendender Crossover mit anschließend moderater Modifikation der Chromosomen im Mutationsprozess entwickelt wird. Hierzu wird eine fixe Populationsgröße angenommen, welche durch die Prioritätsregeln initialisiert wird. Es muss jedoch angemerkt werden, dass im Idealfall jeder GA auf seine zu untersuchende Problemstellung spezifisch einzustellen ist und verallgemeinernde Aussagen nicht leicht zu treffen sind.

²³³ Vgl. Vrajitoru (1998), S. 1.

²³⁴ Vgl. Schöning (2011), S. 332 f.

sich zudem an, andere heuristische Verfahren in Betracht zu ziehen, wie sie beispielhaft in Abschnitt 2.7 bereits genannt wurden.

5.2 Entwicklung eines Genetischen Algorithmus zur Optimierung der Einlastungspositionen

Nachdem zuvor das allgemeine Vorgehen eines GA erläutert wurde, werden in diesem Abschnitt für die vorgestellte Untersuchung die konkreten Schritte des GA definiert und ausführlich erläutert. Dabei werden diese Schritte insbesondere auf die numerische Untersuchung im folgenden Kapitel zugeschnitten. Ziel ist hierbei die Optimierung der Matrix für den Einlastungsparameter l_{jsp} . Die nachfolgenden Unterkapitel sind nach dem Vorgehen des GA untergliedert. Der Pseudocode ist hierfür in der nachfolgenden Auflistung der durchzuführenden Schritte aufgezeigt:

- | | |
|------------------|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|
| <i>Schritt 1</i> | Bildung einer Initialpopulation durch Anwendung der zwölf Prioritätsregeln. Die ermittelten Zielfunktionswerte repräsentieren die Fitnesswerte. |
| <i>Schritt 2</i> | Selektion von Chromosomen aus der Initialpopulation und Anwendung eines Kreuzungsverfahrens zur Bildung neuer Chromosomen für die Nachfolgegeneration. |
| <i>Schritt 3</i> | Mutation der neu erstellten Chromosomen zum Auffinden bislang unbekannter Lösungen (bei Sicherstellung der Zulässigkeit ihrer Lösungsstruktur). |
| <i>Schritt 4</i> | Ermittlung der Fitnesswerte für die mutierten Neuchromosomen aus Schritt 3. |
| <i>Schritt 5</i> | Integration der Neuchromosomen in die nächste Generation durch Ersetzen der am schlechtesten passenden Eltern aus der Elterngeneration. Die Schritte 2 bis 5 werden wiederholt, bis ein Abbruchkriterium eintritt. |

Für diesen Algorithmus wird eine Reihe von Parametern und Variablen benötigt, welche im Folgenden zunächst deklariert werden. Sie beruhen auf den folgenden Indizes:

n	Index einer Auswahlposition	$n = 1(1)N$
N	Maximale Anzahl Auswahlpositionen	

Die Anzahl Auswahlpositionen wird durch die Größe der Population vorgegeben. In dem konkret betrachteten Ansatz gilt somit $N = 12$, basierend auf den zwölf Prioritätsregeln.²³⁵ Die verwendeten Parameter und Variablen lauten wie folgt:

ran	Zufallszahl	$ran \in \{0,1\}$
PA_n	Elternteil aus der Auswahlposition n , $PA_n \leq N$	$PA_n \in \mathbb{Z}^+$
CR	Crossover-Punkt	$CR \in \mathbb{Z}^+$
val_p	Wert eines Chromosoms an der Position p , $val_p \leq P$	$val_p \in \mathbb{Z}^+$
LR	Binäre Entscheidungsvariable, ob ein doppelt vorhandener Positionswert val_p in einem Chromosom von links oder rechts durch einen fehlenden Positionswert $val_{p'}$ ersetzt wird ($p \neq p'$)	$LR \in \{0,1\}$
CP_p	Eine zu vertauschende Position p innerhalb eines Chromosoms, ²³⁶ $p \leq P$	$CP_p \in \mathbb{Z}^+$

5.2.1 GA-Schritt 1: Bilden einer Initialpopulation

Zunächst ist die Frage nach der Populationsgröße zu stellen, wobei zu kleine Populationen i. d. R. keine ausreichenden Möglichkeiten bieten den Lösungsraum effektiv zu untersuchen. Zu große Populationen führen hingegen im Allgemeinen dazu, dass die Effizienz des Verfahrens sinkt und keine geeignete Lösung innerhalb einer akzeptablen Zeit gefunden werden kann. Somit ist ein Trade-Off zwischen Effizienz und Effektivität zu treffen.²³⁷ In diesem Zusammenhang ist auch zu berücksichtigen, dass die Populationsgröße einen Einfluss auf die Rechenzeit des Algorithmus hat,

²³⁵ Der hier vorgestellte GA muss nicht zwangsläufig eine Populationsgröße von $N = 12$ aufweisen und könnte auch beliebig verkleinert oder vergrößert werden (bspw. indem nur ausgewählte Resultate der Prioritätsregeln verwendet werden oder zu den Ergebnissen der Prioritätsregeln noch zufällig erzeugte Chromosomen hinzugefügt werden). Wichtig ist, dass die Initialpopulation nicht zufällig erstellt wird, sondern über die Prioritätsregeln ein strukturiertes Verfahren zur Erzeugung erster zulässiger und in sich verschiedener Chromosomen gegeben ist, wodurch eine zieladäquate Population erstellt wird (vgl. auch Sridhar / Rajendran (1996)).

²³⁶ Aus dem Vektor der Positionszahlen von 1 bis P wird ein Wert p konkret bestimmt, welcher in den Vertauschungsprozess einfließt.

²³⁷ Vgl. Reeves (2003), S. 63. In diesem Zusammenhang wird in der Literatur häufig der Begriff der Premature Convergence genannt, worunter das frühzeitige Fokussieren des Algorithmus auf ein lokales Optimum zu verstehen ist und das globale Optimum bzw. ein besseres lokales Optimum nicht gefunden wird (vgl. Michalewicz (1996), S. 57 f.). Mit dem Begriff On-line Convergence wird die Fähigkeit des Algorithmus bezeichnet, die durchschnittliche Lösungsgüte zu verbessern, und der Begriff Off-line Convergence bezeichnet die Fähigkeit des Algorithmus, das globale Optimum auffinden zu können und nicht in einem lokalen Optimum zu verbleiben (vgl. Bagchi (1999), S. 52).

weshalb häufig in praktischen Problemstellungen kleine Populationsgrößen gewählt werden und somit der Algorithmus hinsichtlich seines Zeitbedarfs vergleichbar zu anderen Heuristiken ablaufen kann.²³⁸

In dem hier betrachteten Verfahren werden durch die zwölf beschriebenen Prioritätsregeln zwölf mögliche Matrizen für die Zuordnung von Auftrags-Sublots in Einlastungspositionen vorgegeben. Ihnen jeweils verbunden ist ein Zielfunktionswert für die betrachtete Zielsetzung, welcher den Fitnesswert repräsentiert und über das MIP bereits ermittelt wurde. Mit dieser Vorgehensweise wird der Ansatz verfolgt, die Ausgangspopulation mit bereits bekannten guten Lösungen zu versehen.²³⁹ Aus diesen zwölf Regeln wird die Initialpopulation gebildet und die Populationsgröße von $N = 12$ festgelegt. Sie bleibt fix für den gesamten Verlauf des GA.

Die quadratische Matrix des Parameters l_{jsp} wird dabei in eine einzeilige Darstellung, die Allele bzw. das Chromosom, übertragen.²⁴⁰ Dieses Vorgehen wird in Abbildung 32 zunächst grafisch veranschaulicht und anschließend erläutert.

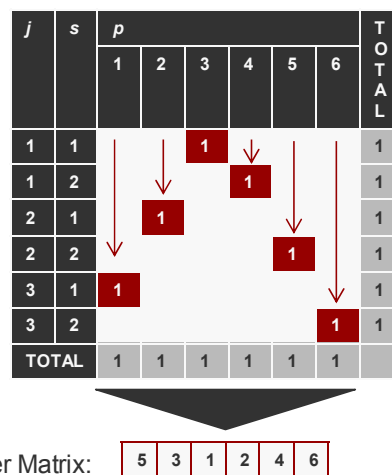


Abbildung 32: Übertragung einer Einlastungsmatrix in ein Chromosom

Für jede Position p wird ermittelt, welcher Auftrags-Sublot-Kombination sie zugeordnet ist. Dies erfolgt durch die Zeilennummer, in welcher die 1 als Zuordnungswert steht.

²³⁸ Vgl. Hromkovič (2001), S. 409.

²³⁹ Alternativ wäre auch eine Ausgangspopulation aus zufällig erzeugten Chromosomen oder eine Mischung aus zufälligen und strukturiert erzeugten Chromosomen denkbar (vgl. auch Reeves (2003), S. 63 f.).

²⁴⁰ Individuen einer Population werden i. d. R. als Vektoren abgebildet, wobei die Ausprägung dieser Vektoren die genetische Struktur des Chromosoms abbildet (vgl. Hromkovič (2001), S. 400).

Weil pro Zeile und Spalte nur eine 1 vergeben wird, ist diese Position eindeutig bestimmt. Die Matrix lässt sich folglich in Form eines einzeiligen Chromosoms beschreiben, wobei jede Zahl von 1 bis P genau einmal enthalten ist. Dieser Vorgang wird für jede der zwölf Prioritätsregeln wiederholt und bildet die Initialpopulation aller Chromosomen.

Anschließend an diesen Schritt werden die Chromosomen der Population aufsteigend nach ihren Zielfunktionswerten sortiert,²⁴¹ sodass die am besten und am schlechtesten passenden Populationsmitglieder an den äußeren Rändern der Populationstabelle erscheinen. Das Resultat sieht wie beispielhaft in Abbildung 33 gezeigt aus.

Prioritätsregel	Chromosom						Zielfunktionswert
FIFO	1	2	3	4	5	6	320
EDDu	5	6	3	4	1	2	330
EDDg	3	4	5	6	1	2	330
EDDpDDu	3	5	1	4	2	6	345
EDDpDDg	3	4	1	5	2	6	350
SOPT	1	2	5	6	3	4	420
LOPT	4	3	6	5	2	1	450
OSLu	1	2	6	5	3	4	450
OSLg	4	6	3	5	1	2	460
OSLpDDu	5	3	1	2	4	6	485
CRa	5	6	4	3	2	1	510
CRpDDu	3	5	1	6	4	2	530

Abbildung 33: Beispiel einer Initialpopulation

5.2.2 GA-Schritt 2: Selektion von Chromosomen und Bilden einer neuen Generation

Im ersten Schritt erfolgt die Auswahl von Eltern-Chromosomen, aus denen neue Chromosomen zu bilden sind. Hierfür werden in der Literatur neben einer zufälligen Auswahl vor allem Verfahren vorgeschlagen, welche die Bestimmung von Chromosomen für den Crossover-Prozess basierend auf den Fitnesswerten

²⁴¹ Für jedes Individuum der Population liegt ein Zielfunktionswert, der sog. Fitness-Wert, vor, welcher die Qualität des Individuums beschreibt (vgl. Hromkovič (2001), S. 401).

durchführen.²⁴² Dabei wird i. d. R. die Auswahlwahrscheinlichkeit nach der Fitness berechnet, wobei die absoluten Zielfunktionswerte oder ein relatives Ranking dieser Werte zueinander genutzt werden.²⁴³

Aus den zwölf zur Auswahl stehenden Chromosomen der Population werden in der hier betrachteten Problemstellung beliebig zwei verschiedene Elternteile PA_1 und PA_2 ausgewählt, welche zur Bildung einer neuen Generation von Chromosomen herangezogen werden. Es erfolgt somit hier eine Auswahl aus der Gesamtpopulation. Dieser Prozess erfolgt mit Hilfe einer gleichverteilten Zufallszahl zur Multiplikation mit der Anzahl zur Verfügung stehender Auswahlpositionen. Dieser Wert wird nach folgender Formel (68) aufgerundet, um ganzzahlige eindeutige und von 0 verschiedene Positionen zu bestimmen.

$$PA_n = \lceil ran * N \rceil \quad \forall n \mid n = 1(1)2 \quad (68)$$

Durch die zwölf Prioritätsregeln stehen $N = 12$ Auswahlpositionen zur Verfügung. Der Algorithmus wählt dabei zufällig verschiedene Elternteile aus, wobei $PA_1 \neq PA_2$ gilt.

Im nächsten Schritt erfolgt die Ausführung der Kreuzung mit den beiden gewählten Chromosomen. Da die Durchführung des Crossover positive wie nachteilige Resultate haben kann, sprich zu besseren oder schlechteren Chromosomen führen kann, wird er nicht auf alle Chromosomen der Population, sondern nur auf die zuvor selektierte Auswahl angewandt.²⁴⁴ Ziel ist es, einzelne Gene eines Eltern-Chromosoms durch Gene des anderen Eltern-Chromosoms zu ersetzen.²⁴⁵

Durch eine einfache Kreuzung (1-Point-Crossover) werden aus den beiden Eltern zwei neue Chromosomen generiert. Dieser Crossover-Punkt wird ebenfalls in Form einer zufallsverteilten Zahl ermittelt, welche eine aufgerundete Multiplikation aus einer Zufallszahl und der Anzahl Positionen P darstellt. Hierdurch wird erreicht, dass die Position eindeutig bestimmt werden kann und von 0 verschieden ist. Die Berechnung wird wie folgt durchgeführt:

²⁴² Hierbei kann bspw. auch festgelegt werden, dass mindestens ein Chromosom, welches einen überdurchschnittlichen Fitness-Wert aufweist, immer in den Crossover-Prozess einzubeziehen ist (vgl. Eiselt / Sandblom (2000), S. 252 f.).

²⁴³ Vgl. Reeves (2003), S. 65 - 68. Eine weitere gebräuchliche Variante ist die sog. Tournament Selection, bei der eine bestimmte Anzahl Chromosomen ausgewählt und verglichen wird, wobei das beste Chromosom dieser Auswahl für den Kreuzungsprozess verwendet wird.

²⁴⁴ Vgl. Bagchi (1999), S. 33.

²⁴⁵ Vgl. Reeves (2003), S. 68.

$$CR = [ran * P] \quad (69)$$

Die Kreuzung findet nach der über CR bestimmten Position statt, sprich die Position CR gehört noch zu dem nicht gekreuzten Teil des Chromosoms. Dieses Vorgehen wird anhand des in Abbildung 34 aufgezeigten Beispiels verdeutlicht, wobei $CR = 2$ gilt.

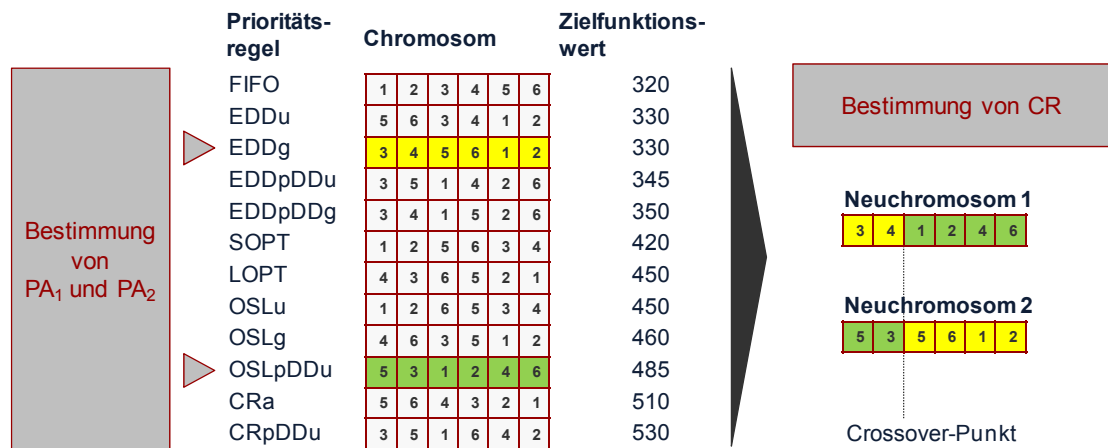


Abbildung 34: Auswahl von Elternchromosomen aus der Gesamtpopulation

In der Literatur werden auch mehrere Crossover-Punkte als mögliche Form der Kreuzung genannt.²⁴⁶ Bspw. haben Murata et al. jedoch in numerischen Auswertungen gezeigt, dass auch der einfache Crossover bereits zu guten Ergebnissen führen kann,²⁴⁷ Ähnliche Resultate konnten auch im Vergleich mehrerer Crossover-Varianten durch Ruiz et. al. festgestellt werden, bei denen 1-Point-Crossover nicht wesentlich schlechter als 2-Point-Crossover waren,²⁴⁸ sowie in der Untersuchung von Picek et. al., welche ebenfalls sehr gute Rechenergebnisse in umfangreichen Vergleichsrechnungen für den Single-Point Crossover ermittelten.²⁴⁹

Aufgrund der vergleichsweise guten Resultate für den 1-Point-Crossover in den beispielhaft genannten Untersuchungen wird in der hier vorgestellten Ausprägung des

²⁴⁶ Zudem gibt es als weitere Form des Crossovers den sog. Uniform-Crossover, bei dem unabhängig für jedes einzelne Gen der Chromosomen mit einer bestimmten Wahrscheinlichkeit entschieden wird, ob das betreffende Gen des einen oder des anderen Elternteils zu übernehmen ist (vgl. bspw. Schöning (2011)).

²⁴⁷ Die Autoren zeigen, dass die durchschnittlichen Ergebnisse zwischen einem einfachen und einem zweifachen Crossover sich um weniger als ein Prozent unterscheiden und zudem die Differenz der Ergebnisse mit zunehmender Anzahl Iterationsdurchläufe abnimmt. Dabei erzielt der 2-Point-Crossover gegenüber dem 1-Point-Crossover zwar geringfügig bessere Ergebnisse, jedoch muss abgewogen werden, ob diese eine höhere Rechenkomplexität rechtfertigen (vgl. Murata / Ishibuchi / Tanaka (1996), S. 1065).

²⁴⁸ Vgl. Ruiz / Maroto / Alcaraz (2006).

²⁴⁹ Vgl. Picek / Golub / Jakobovic (2011).

GA von einem komplexeren Crossover abgesehen.²⁵⁰ Zudem ergibt sich aus der Struktur des hier verwendeten mathematischen Programms, dass die Lösungsgüte stark abhängig ist von dem Grad, in wie fern Intermingling-Schedules genutzt werden, sowie der Größen der Sublose.²⁵¹ Da dieser GA, wie eingangs erwähnt, exemplarisch zu betrachten ist und vor allem für die numerischen Untersuchungen im Folgekapitel ausgelegt ist, wird ein 1-Point-Crossover als angemessen angesehen. Zudem trägt diese Variante zu einer Komplexitätsreduktion des GA bei. Bei einer Vielzahl zu betrachtender Aufträge und mehreren zu fertigenden Einheiten je Auftrag sollten jedoch auch Crossover mit mehreren Kreuzungspunkten untersucht werden.

Auch besteht prinzipiell die Möglichkeit, für die Selektion nicht aus allen Chromosomen der Population zu wählen, sondern bspw. lediglich aus einem gewissen Anteil der am besten passendsten Chromosomen, bspw. die 25 % besten Mitglieder einer Population.²⁵² Eine solche qualitätsbezogene Auswahl der Chromosomen kann dazu beitragen, in einem bereits gefundenen vielversprechenden Teilbereich des Lösungsraums schneller zu guten Zielfunktionswerten zu gelangen.²⁵³ Um jedoch die Möglichkeit zum Auffinden neuer, eventuell besserer Lösungsstrukturen zu ermöglichen, soll der Lösungsraum nicht unnötig eingeschränkt werden, sondern vielmehr dem GA jederzeit alle Optionen geboten werden, ein lokales Optimum zugunsten des globalen Optimums verlassen zu können. Dass dieses Verfahren ebenfalls zu guten Ergebnissen führen kann, wird bspw. in der Untersuchung von Alabsi und Naoum bestätigt.²⁵⁴

Eine Population mit hoher Diversität wird sich eher weiterentwickeln, wohingegen wenig diversitäre Populationen mit sich stark ähnelnden Individuen dazu führen

²⁵⁰ Eine exemplarisch durchgeführte Vergleichsrechnung bezogen auf die numerische Auswertung im folgenden Kapitel für $J = 3$ und $\lambda = 0,3$ mit einem 2-Point-Crossover bringt im Vergleich zu einem 1-Point-Crossover ein ähnliches Ergebnis der Zielfunktionswerte. Hierbei werden von 30 Testinstanzen 12 mit gleichen Ergebnissen, 10 mit besseren und 8 mit schlechteren Zielfunktionswerten berechnet. Es kann somit nicht eindeutig gesagt werden, dass der 2-Point-Crossover in der im folgenden Kapitel betrachteten numerischen Untersuchung Vorteile gegenüber einem 1-Point-Crossover erzielt. Die Rechnung mit drei Aufträgen und einem kleinen Rüstfaktor ist deshalb repräsentativ für alle Rechnungen der numerischen Untersuchung im folgenden Kapitel, weil sich bei einer größeren Anzahl an Aufträgen mehr Möglichkeiten für Intermingling von Sublots bieten und kleine Rüstzeiten pro Sublos zu einer höheren Motivation zur Bildung neuer Sublose führen. Somit sind hier die größten Änderungen bei alternativen Einstellungen für den GA in dieser Kombination zu erwarten und deshalb hier exemplarisch herangezogen worden.

²⁵¹ Siehe hierzu die Erläuterungen in Abschnitt 4.1.2.2.4.

²⁵² Ein Vergleich verschiedener Selektionsverfahren findet sich bspw. in Goldberg / Deb (1991).

²⁵³ Erreicht werden kann dies bspw. durch Bestimmung einer Menge einzelner Chromosomen aus der Gesamtpopulation mit anschließender Auswahl der besten Chromosomen aus dieser Menge für den Crossover, sog. Tournament, oder durch Ranking der Chromosomen nach ihren Fitnesswerten und darauf basierender Auswahl für den Crossover (vgl. Vallada / Ruiz (2010)).

²⁵⁴ Vgl. Alabsi / Naoum (2012), S. 1057.

können, dass sich der Algorithmus in einem lokalen Optimum festfährt.²⁵⁵ Es erfolgt in der hier betrachteten GA-Heuristik daher immer eine Auswahl aus allen Populationsmitgliedern. Hierdurch soll es insbesondere vermieden werden, dass die Heuristik ein lokales Optimum nicht mehr verlässt.²⁵⁶ Die Auswahl der Individuen bestimmt vor allem in der Anfangsphase eines GA, wenn die ersten neuen Generationen erstellt werden, maßgeblich die Lösungsgüte des Verfahrens, sodass in den folgenden Iterationsdurchläufen i. d. R. überdurchschnittliche Zielfunktionswerte ermittelt werden können.²⁵⁷ Da die Chromosomen der Initialpopulation hier nicht zufällig, sondern strukturiert durch Prioritätsregeln erstellt werden, liegt dem GA bereits zu Beginn eine Ausgangslage für die weiteren Iterationen vor, die auf die problemspezifischen Charakteristika der Aufgabenstellung mit mehreren Lieferterminen je Auftrag zugeschnitten sind. Zudem wird der Crossover über alle Generationen des GA konstant angewendet und nicht im Verlauf der Verbesserung abgeschwächt.

Generell kann mit Hilfe dieses Vorgehens eine beliebige Anzahl Nachkommen erzeugt werden, wobei aus zwei Elternchromosomen in der hier gezeigten Ausprägung des GA regelmäßig zwei neue Chromosomen resultieren. Für letzteres sollte eine Anzahl gewählt werden, welche die Population nicht vollständig ersetzt und somit auch das „Überleben“ älterer Individuen ermöglicht, um hierdurch nicht zu weit von bereits gefundenen guten Zielfunktionswerten abzuweichen. Für die an dieses Kapitel anschließende numerische Auswertung wird daher eine Anzahl von vier Neuchromosomen je Generation verwendet, was einem Drittel der Populationsgröße entspricht.

5.2.3 GA-Schritt 3: Der Mutationsprozess

Die mittels Kreuzung generierten Neuchromosomen sind insofern anzupassen, als dass sie einerseits eine zulässige Lösung darstellen müssen. Für die hier beschriebene Heuristik bedeutet dies, dass die Übertragung in eine Matrix zu einer

²⁵⁵ Vgl. Ruiz / Maroto / Alcaraz (2006), S. 8.

²⁵⁶ Eine zweite Vergleichsrechnung basierend auf der numerischen Untersuchung im folgenden Kapitel für $J = 3$ und $\lambda = 0,3$ mit einer qualitätsbezogenen Auswahl aus den 25 % besten Chromosomen für den Crossover-Prozess ergibt eine Reduzierung des durchschnittlichen Verbesserungspotenzials über alle der betrachteten 30 Testinstanzen durch den GA auf 9,1 % gegenüber dem besten Ergebnis aller Prioritätsregeln. Wird hingegen aus der Gesamtpopulation für den Kreuzungsprozess ausgewählt, liegt das durchschnittliche Verbesserungspotenzial bei 10,1 %. Absolut gesehen sind nur 6 der 30 Rechenergebnisse besser bei einer qualitätsbezogenen Auswahl der Chromosomen, wohingegen 23 schlechter liegen und ein Wert unverändert bleibt. Diese Testumgebung wird aus den gleichen Gründen gewählt, wie sie zuvor bereits angegeben wurden.

²⁵⁷ Vgl. Goldberg (1991), S. 13.

Zeilen- und Spaltensumme von jeweils 1 führen muss,²⁵⁸ und sie sich andererseits genügend von bisherigen Chromosomen in der Population unterscheiden sollen, um neue Lösungen aufdecken zu können. Dies geschieht in Form eines zweistufigen Mutationsprozesses, der wie folgt abläuft.

Aufgrund der Forderung, dass die Zeilen- sowie Spaltensumme jeweils 1 zu ergeben hat, muss durch Addition aller Werte val_p eines Chromosoms folgende Formel (70) sichergestellt sein:

$$\sum_{p=1}^P val_p \stackrel{!}{=} P * (P + 1)/2 \quad (70)$$

val_p drückt dabei die Ausprägung eines Chromosoms an der Stelle p aus, P die insgesamt zur Verfügung stehenden Positionen, respektive die „Länge“ des Chromosoms. Der rechte Teil der Gleichung repräsentiert den Sollwert der Summe des Chromosoms,²⁵⁹ der linke Teil den Istwert. In Folge der Kreuzung kann es sein, dass einzelne Positionen nicht oder doppelt vorhanden sind, somit also einzelne Positionen gar nicht oder doppelt belegt sind und hierdurch ihre Zeilensumme von 1 verschieden ist. Diese Unzulässigkeit gilt es in Form des ersten Schrittes im Mutationsprozess zu eliminieren. Bevor dieser näher beschrieben wird, zeigt Abbildung 35 auf Basis des zuvor verwendeten Beispiels die unzulässigen Positionen in den beiden erzeugten Neuchromosomen auf, dargestellt durch die roten Felder.

Neuchromosom 1



→ Position 5 fehlt, Position 4 doppelt

Neuchromosom 2



→ Position 4 fehlt, Position 5 doppelt

Abbildung 35: Unzulässige Ausprägungen der neu erstellten Chromosomen

²⁵⁸ Der hier gewählte Codierungsansatz beruht nicht auf der in der Literatur häufig anzutreffenden Codierung der Chromosomen durch eine binäre Bit-Folge aus 0 und 1, sondern auf einer Permutation der Zahlen 1 bis P . Dieser Codierungsansatz ist bspw. in Traveling Salesman-Problemen sowie in vergleichbaren Scheduling-Problemen (vgl. Eiselt / Sandblom (2000), S. 254) zu finden. Er erfordert folglich, dass jedes neu erzeugte Chromosom ebenfalls eine Permutation beinhaltet und keine Zahlen fehlen bzw. doppelt vorkommen (vgl. Hromkovič (2001), S. 410 f.).

²⁵⁹ Die hier aufgezeigte Formel geht auf den Mathematiker Gauß zurück und ist allgemein auch unter der Bezeichnung „kleiner Gauß“ bekannt.

In den folgenden beiden Abschnitten werden der Prozess zur Sicherstellung der Zulässigkeit eines Chromosoms sowie ein anschließender Mutationsprozess zum Auffinden neuer Lösungen beschrieben.

5.2.3.1 Mutationsschritt 1: Sicherstellung der Zulässigkeit durch Mutation

Bei einem einfachen Crossover lassen sich die betroffenen Chromosomen dadurch korrigieren, dass die doppelt vorhandenen Werte durch die fehlenden ersetzt werden.²⁶⁰ Um diesen Prozess stochastisch ablaufen zu lassen, wird zunächst eine binäre Entscheidungsvariable LR mit Hilfe einer Zufallsvariable ermittelt, welche angibt, ob der zu ersetzende doppelte Wert zufällig von links oder von rechts bestimmt wird. Formeln (71) und (72) geben die Errechnung dieser Variable über eine gerundete Zufallszahl mit ihrer Aussage an:

$$LR = [ran] \quad (71)$$

$$LR = \begin{cases} 1 - \text{doppelte Werte werden von rechts ersetzt} \\ 0 - \text{doppelte Werte werden von links ersetzt} \end{cases} \quad (72)$$

Mit Hilfe dieser Variablen wird nun ein Ersetzen der doppelten durch die fehlenden Werte ausgeführt. Sofern mehrere Werte doppelt vorhanden sind bzw. fehlen, wird der in diesem Abschnitt aufgezeigte Teilalgorithmus mehrfach durchlaufen.²⁶¹ In Abbildung 36 wird sein Vorgehen grafisch veranschaulicht, wobei blau markierte Felder die korrigierten Positionen darstellen.

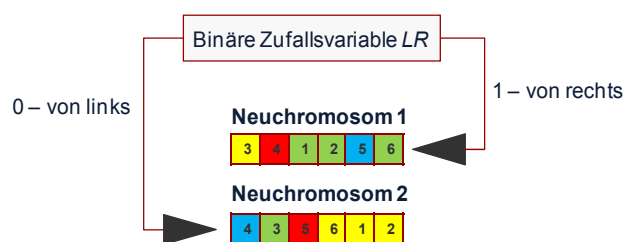


Abbildung 36: Sicherstellung zulässiger Chromosomen in der ersten Mutationsstufe

²⁶⁰ Alternative Verfahren zum Umgang mit unzulässigen Chromosomen bei 1-Point-Crossover sowie 2-Point-Crossover finden sich bspw. in Hromkovič (2001), S. 410 f. sowie Eiselt / Sandblom (2000), S. 254 f.

²⁶¹ Im ungünstigsten Fall keiner einfach vorhandenen Positions-Nummern wird die Schleife $\frac{P}{2}$ mal durchlaufen.

Dieser Prozess lässt sich in einem Pseudocode wie folgt beschreiben:

- Schritt 1* Setze die zu suchende Position $p = 1$,
- Schritt 2* suche innerhalb des gesamten Chromosoms, wie oft val_p vorkommt. Ist val_p nicht vorhanden, merke val_p als fehlenden Wert, ist val_p doppelt vorhanden, merke val_p als doppelten Wert,
- Schritt 3* ermittle LR als Zufallswert und ersetze entsprechend den doppelten durch einen fehlenden Wert zufällig von links oder rechts,
- Schritt 4* setze $p := p + 1$. Falls $p > P$, breche das Verfahren ab, ansonsten gehe zu Schritt 2.

Somit ist nun der erste Schritt des Mutationsprozesses abgeschlossen und die Lösbarkeit des Problems durch die neuen Chromosomen sichergestellt. Weil diese Mutation in der Regel nur zu marginalen Änderungen der Neuchromosomen gegenüber ihren Elternchromosomen und somit nicht zwangsläufig zum Auffinden wesentlich besserer Zielfunktionswerte führt, empfiehlt es sich, einen zweiten Mutationsschritt anzuschließen, wie er im folgenden Abschnitt aufgezeigt wird.

5.2.3.2 Mutationsschritt 2: Vertauschungen zum Auffinden neuer Lösungen

Im Anschluss an die Sicherstellung der Zulässigkeit eines Chromosoms wird in diesem Abschnitt eine zweifach anzuwendende Vertauschung von zufällig ausgewählten Positionen innerhalb eines Chromosoms vorgestellt. Dieses Verfahren ist eine Möglichkeit der Mutation neben anderen Verfahren wie bspw. dem Ersetzen der Ausprägungen einzelner Gene durch eine Zufallszahl.²⁶² Somit werden zufällig Aufträge (hier: Sublots bestimmter Jobs) zwischen zwei zufällig gewählten Positionen

²⁶² Vgl. Michalewicz (1996), S. 249. In klassischen GA mit binärer Codierung der Chromosomen wird bspw. häufig ein Mutationsverfahren angewandt, welches eine Veränderung der Gene von 0 auf 1 bzw. umgekehrt durchführt, wenn eine Zufallszahl einen vorab bestimmten Grenzwert überschreitet. Aus Gründen der Rechenzeit wird dieses Verfahren zudem i. d. R. nicht auf alle Gene eines Chromosoms, sondern nur auf eine begrenzte Anzahl angewandt (vgl. Reeves (2003), S. 70 f. für weitere Ausführungen hierzu). Sofern ein derartiges Verfahren hier Anwendung finden soll, wäre auf die Zulässigkeit des Chromosoms zu achten und diese in einem nachfolgenden Prozessschritt ggf. sicherzustellen.

jeweils innerhalb eines der zuvor erstellten neuen Chromosomen ausgetauscht.²⁶³ Dieses Vorgehen wird gewählt, weil es zunächst für den hier betrachteten GA eine gute Möglichkeit darstellt, den umliegenden Lösungsraum eines Chromosoms zu untersuchen. Zudem wurde diese Vorgehensweise bereits in der Untersuchung von Yoon und Ventura zu Lot Streaming in Bezug auf die Minimierung der Terminabweichung als geeignete Methodik evaluiert.²⁶⁴

Dabei werden zunächst zwei nicht identische Positionen CP_p zufällig bestimmt ($p \neq p'$). Diese können benachbart sein, müssen es jedoch nicht.²⁶⁵ Sie werden über Multiplikation der insgesamt zur Verfügung stehenden Positionen mit einer gleichverteilten Zufallsvariable ermittelt. Diese Werte werden anschließend durch Formel (73) aufgerundet, um sicherzustellen, dass nur ganzzahlige und von 0 verschiedene Positionen ausgewählt werden:

$$CP_p = \lceil ran * P \rceil \quad \forall p \quad (73)$$

Die beiden Positionen werden anschließend vertauscht. Dieses Vorgehen wird, um eine höhere Wahrscheinlichkeit für ein neues, noch nicht vorhandenes Chromosom und somit für eine neue Lösung zu erhalten, zweimal durchgeführt.²⁶⁶ In Abbildung 37 wird für die beiden Neuchromosomen des vorangegangenen Beispiels der Vertauschungsprozess exemplarisch aufgezeigt, wobei die zu vertauschenden Positionen durch orangene Pfeile gekennzeichnet sind.

²⁶³ Vgl. Bagchi (1999), S. 95 sowie S. 132 f. Ein Vorteil dieses Verfahrens ist es, dass keine weitere Prüfung der Zulässigkeit des mutierten Chromosoms erfolgen muss.

²⁶⁴ Vgl. Yoon / Ventura (2002a) mit den dort genannten Ergebnissen zur NAPI-Methode.

²⁶⁵ In dem hier vorgestellten Ansatz werden zwei beliebige verschiedene Gene innerhalb eines Chromosoms ausgetauscht. Alternative Ansätze wären bspw. die Vertauschung benachbarter Gene sowie das Entfernen eines einzelnen Gens an einer Stelle und sein Einfügen an einer anderen Stelle des Chromosoms.

²⁶⁶ Die Möglichkeit einer neuen Lösungsfindung durch Vertauschung ist stark geprägt von der Anzahl Positionen des betrachteten Problems, sodass sich bei größerem P mehr Vertauschungen anbieten. Zudem tragen die unterschiedlichen Berechnungsmethoden der Prioritätsregeln bei einer höheren Anzahl Positionen zu einer größeren Varietät innerhalb der Initial-Population bei. Der grundlegende Ansatz eines GA, dass die Diversität in den Lösungen möglichst hoch sein soll, wird hierdurch sichergestellt.

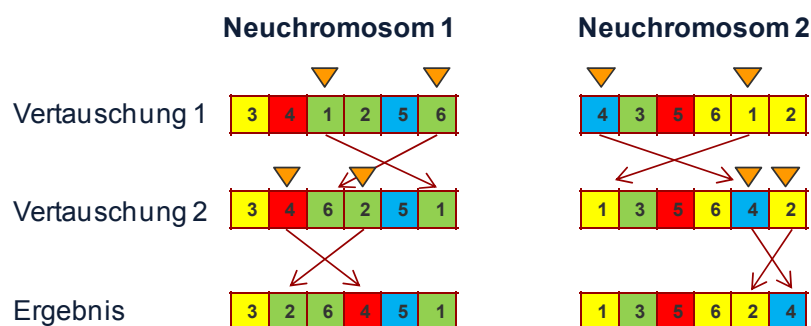


Abbildung 37: Vertauschungsprozesse in der zweiten Mutationsstufe

Hiermit ist der Mutationsprozess abgeschlossen. Abschließend wird das gesamte Mutationsvorgehen durch Abbildung 38 zusammengefasst.

Der Mutationsprozess		
Stufe	Zielstellung	Zielerreichung
1	Sicherstellung der Zulässigkeit eines Chromosoms	Ersetzen doppelter Werte durch fehlende Werte
2a	Finden neuer Lösungen durch alternative Matrizen für l_{jsp}	Zweimalige Vertauschung von zufällig ausgewählten Positionen eines Chromosoms
2b		

Abbildung 38: Beschreibung des Mutationsprozesses

Im nächsten Schritt werden für diese mutierten Chromosomen nun die Zielfunktionswerte ermittelt und somit die Frage nach ihrer „Fitness“ geklärt.

5.2.4 GA-Schritt 4: Ermittlung der Fitnesswerte

Im vierten Schritt des GA werden die erzeugten Neuchromosomen in die für das mathematische Modell benötigte Matrixschreibweise überführt und somit die Parameter l_{jsp} bestimmt. Hierzu wird analog zu Schritt 1, jedoch in umgekehrter Reihenfolge, verfahren, sprich die einzelnen Ausprägungen der Positionen eines Chromosoms werden in die Matrix in ihre jeweiligen Zeilen pro Position p übertragen. Dies wird anhand der Abbildung 39 grafisch für die im vorherigen Abschnitt gezeigten Beispielchromosomen erläutert.

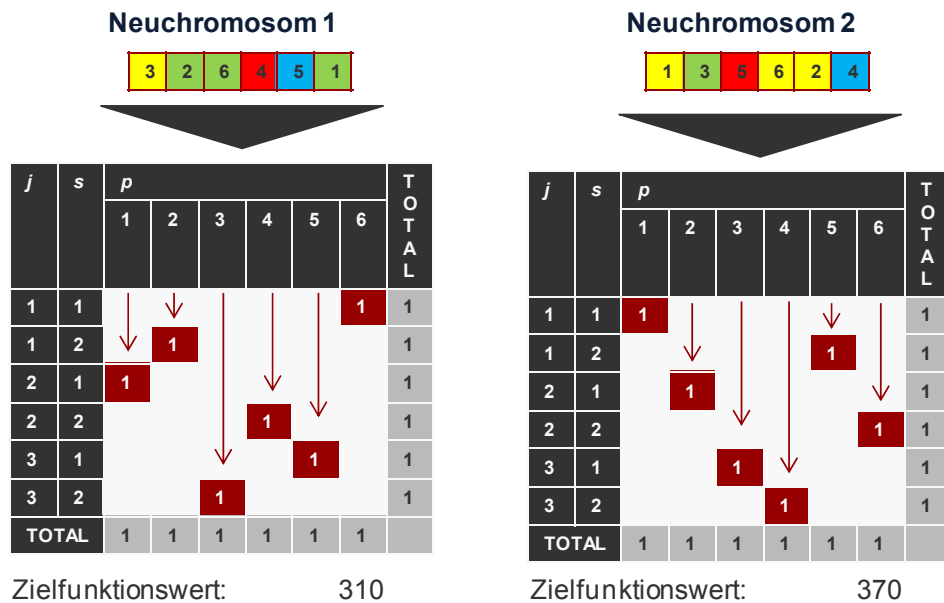


Abbildung 39: Übertragung von mutierten Chromosomen in Einlastungsmatrizen

Nach erfolgter Übertragung kann das MIP ausgeführt und ein Zielfunktionswert für die neuen Chromosomen ermittelt werden. Im konkreten Beispiel seien die Zielfunktionswerte 310 für Neuchromosom 1 und 370 für Neuchromosom 2. Im nächsten Schritt erfolgt die Eingliederung dieser Chromosomen in die Gesamtpopulation.

5.2.5 GA-Schritt 5: Integration in die Population der neuen Generation

Zusammen mit dem errechneten Fitnesswert werden die Neuchromosomen im letzten Schritt in die bestehende Gesamtpopulation eingeordnet und somit eine neue Generation gebildet. Hierbei erfolgt zunächst eine Überschreibung der beiden schlechtesten bestehenden Werte, bevor eine neue Sortierung der Population nach den Fitnesswerten erfolgt. Hierdurch wird sichergestellt, dass – wie bereits von Jong 1975 im Rahmen des Elitist-Modells vorgeschlagen²⁶⁷ – die beste bereits gefundene Lösung erhalten bleibt und nicht im Verlauf des GA verloren geht. Abbildung 40 zeigt den fünften Schritt des GA grafisch.

²⁶⁷ Vgl. Jong (1975), S. 101. Es kann zwischen zwei Extremen bei der Gestaltung der neuen Generation unterschieden werden: Im Elitist-Modell werden wenige sehr gute Individuen der Elterngeneration übernommen (mit den besten Fitness-Werten), während die Mehrzahl der Individuen in der neuen Generation aus den durch Crossover und Mutation erzeugten neuen Chromosomen stammen. Ein anderes Extrem wäre es, die Eltern sowie die neu erzeugten Chromosomen insgesamt hinsichtlich ihrer Fitness zu bewerten und dann die Mitglieder der neuen Population deterministisch oder zufällig nach ihren Fitness-Werten zu bestimmen. Zwischen diesen beiden Ausprägungen ist selbstverständlich eine Vielzahl an Zwischenstufen zur Gestaltung der neuen Generation denkbar (vgl. Hromkovič (2001), S. 412).

Integration			Sortierung		
Prioritätsregel	Chromosom	Zielfunktionswert	Prioritätsregel	Chromosom	Zielfunktionswert
FIFO	1 2 3 4 5 6	320	GA-Neuchr. 1	3 2 6 4 5 1	310
EDDu	5 6 3 4 1 2	330	FIFO	1 2 3 4 5 6	320
EDDg	3 4 5 6 1 2	330	EDDu	5 6 3 4 1 2	330
EDDpDDu	3 5 1 4 2 6	345	EDDg	3 4 5 6 1 2	330
EDDpDDg	3 4 1 5 2 6	350	EDDpDDu	3 5 1 4 2 6	345
SOPT	1 2 5 6 3 4	420	EDDpDDg	3 4 1 5 2 6	350
LOPT	4 3 6 5 2 1	450	GA-Neuchr. 2	1 3 5 6 2 4	370
OSLu	1 2 6 5 3 4	450	SOPT	1 2 5 6 3 4	420
OSLg	4 6 3 5 1 2	460	LOPT	4 3 6 5 2 1	450
OSLpDD	5 3 1 2 4 6	485	OSLu	1 2 6 5 3 4	450
GA-Neuchr. 1	3 2 6 4 5 1	310	OSLg	4 6 3 5 1 2	460
GA-Neuchr. 2	1 3 5 6 2 4	370	OSLpDD	5 3 1 2 4 6	485

Abbildung 40: Ermittlung einer neuen Populationsgeneration

Die Schritte 2 bis 5 der in diesem Kapitel aufgezeigten Vorgehensweise werden iterativ so oft durchlaufen, bis ein Abbruchkriterium eintritt. Dieses wird in der Regel durch das Erreichen einer Maximalanzahl an Iterationsdurchläufen, durch das Erreichen einer Obergrenze für die Rechenzeit oder eine zu geringe Verbesserung des Zielfunktionswerts in einer vorab bestimmten Anzahl von Iterationen definiert.²⁶⁸

Damit ist das Vorgehen der Heuristik beschrieben. Abschließend stellt Abbildung 41 das in dieser Arbeit entwickelte Lösungsverfahren mit seinem Dekompositionsansatz einerseits, sowie der Zerteilung in Bestimmung einer Initialpopulation mittels Prioritätsregeln und einer anschließenden heuristischen Verbesserung durch einen GA andererseits grafisch dar.

²⁶⁸ Vgl. bspw. Safe et al. (2004) oder Hromkovič (2001), S.412.

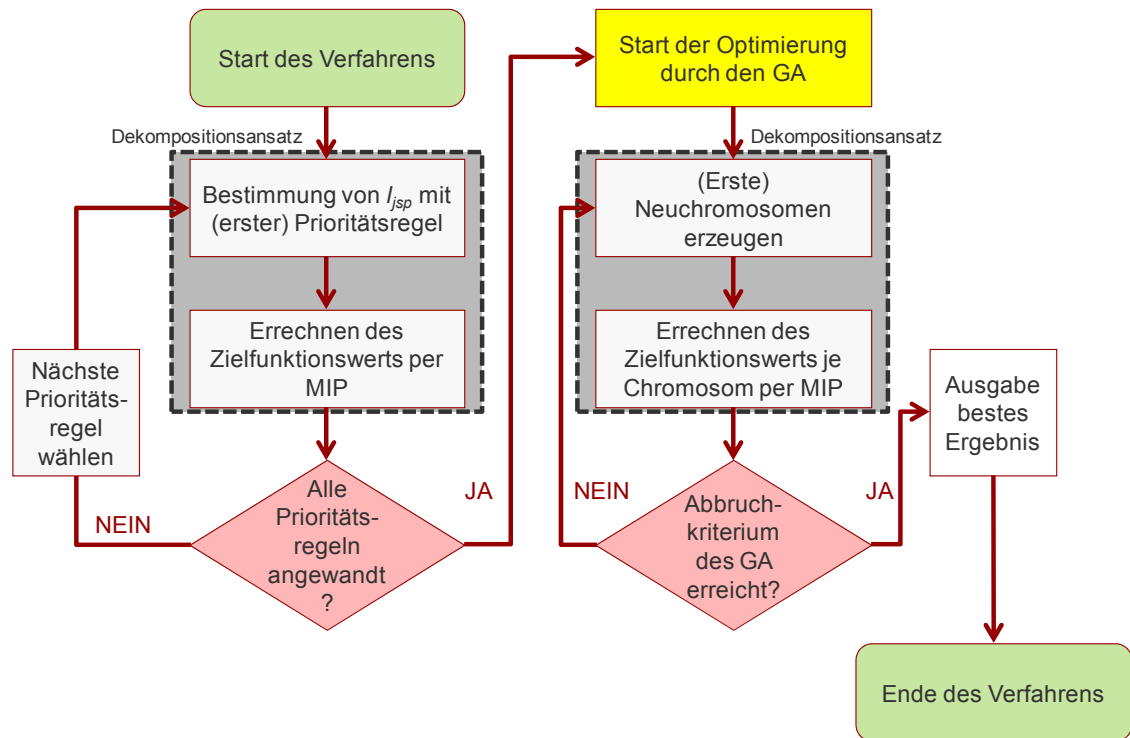


Abbildung 41: Struktur des hier entwickelten Verfahrens

6 Numerische Untersuchung des entwickelten Verfahrens

In diesem Kapitel wird zu dem zuvor aufgezeigten Modell und der damit verbundenen Lösungsweise eine Reihe numerischer Untersuchungen für die Zielfunktionen Minimierung der Gesamtterminabweichung und Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge vorgestellt. Insbesondere soll der Effekt aufgezeigt werden, dass ein Liefertermin durch mehrere Sublots bedient wird bzw. ein Sublot auf mehrere Liefertermine aufgeteilt werden kann.

Die Prioritätsregeln sowie der GA werden hinsichtlich ihrer Eignung zur Erzielung guter Zielfunktionswerte untersucht. Dabei ist zu erwähnen, dass der GA mit den zuvor beschriebenen Einstellungen Anwendung findet, wobei diese auf die zu untersuchenden Probleminstanzen in mehreren experimentellen Vorstudien abgestimmt wurden. Andere Einstellparameter des Algorithmus, wie bspw. die Verwendung eines mehrfachen Crossovers, eine qualitätsbezogene Auswahl der Chromosomen für die Durchführung des Crossovers oder die Verwendung variierender Populationsgrößen werden bei den relativ kleinen Testinstanzen in diesem Abschnitt nicht benötigt, da der GA bereits angemessene Verbesserungspotenziale in seiner Grundeinstellung beispielhaft aufzeigt. Vielmehr soll in den folgenden Auswertungen der grundlegende Ansatz dieser Arbeit mit Bezug zu Lot Streaming bei auftragsspezifischen Lieferterminvektoren evaluiert werden. In komplexeren numerischen Untersuchungen wird jedoch explizit die Anpassung der Parameter für den GA empfohlen, ggf. in Verbindung mit einer Änderung der Struktur des Dekompositionsverfahrens. Zunächst wird auf die Entwicklung einer geeigneten Datengrundlage eingegangen, bevor die Ergebnisse präsentiert und anschließend diskutiert werden.

6.1 Generierung von Testinstanzen

In diesem Abschnitt werden die Entwicklung einer Datenbasis für die vorgestellte numerische Auswertung aufgezeigt sowie konkrete Forschungsfragen formuliert. Diese Datengrundlage ist in ihrer Größe und Wahl der Parameter insbesondere auf ihre Eignung zum Aufzeigen der möglichen Optimierungspotenziale durch das eingesetzte Verfahren abgestimmt.

6.1.1 Inputparameter zur Bestimmung des Modellumfangs

Zunächst werden die „übergeordneten“ Parameter festgelegt, welche die Größen der betrachteten Problemstellungen bestimmen. Betrachtet werden Fälle mit einem, zwei oder drei Aufträgen ($J = 1; 2; 3$), wobei jeder Auftrag immer zehn Einheiten enthält ($i_j = 10 \quad \forall j$). Folglich gibt es, je nach Anzahl Aufträge, 10, 20 oder 30 Positionen zu belegen ($P = 10; 20; 30$). Eine hohe Anzahl Einheiten ist nötig, damit die Zuordnungen von Sublot-Mengen zu Lieferterminmengen sinnvoll vorgenommen werden können. Im größten betrachteten Fall von drei Aufträgen mit je zehn Einheiten sind insgesamt 30 Einlastungspositionen zu berücksichtigen.

Diesen 30 Positionen werden durch die zwölf Prioritätsregeln Sublose verschiedener Aufträge zugeordnet, wodurch eine Populationsgröße von zwölf bestimmt wird. Diese bleibt in den Testinstanzen konstant. Die Verbesserungsleistung eines GA wird u. a. einerseits durch die Anzahl Chromosomen in einer Population bestimmt, andererseits durch die Anzahl Generationen selbst.²⁶⁹ Für die hier vorgestellten Untersuchungen wurde in mehreren Vorstudien die gewählte Populationsgröße als geeignet zum Aufzeigen des Verbesserungspotenzials durch den GA bestätigt, d. h. alternative Ausprägungen des Verfahrens führten für die hier vorgestellten Testinstanzen zu keinen bedeutend besseren Zielfunktionswerten. Für größere Testinstanzen empfiehlt es sich jedoch, die Populationsgröße anzupassen, entweder hinsichtlich einer konstant größeren Population oder einer dynamischen Anzahl an Chromosomen innerhalb der Population einer Generation.

Die Anzahl Maschinen wird in den Untersuchungen auf $M = 2$, respektive einen zweistufigen Flow Shop festgesetzt. Da in dem vorgestellten Modell Consistent Sublots und keine Variable Sublots Verwendung finden, ist es nicht zwingend erforderlich, mehr Maschinenstufen zu untersuchen. Die primäre Zielsetzung dieser Arbeit ist nicht die Optimierung eines Maschinen-Scheduling-Plans, sondern die Zuordnung von Sublots zu Lieferterminen bei mehreren Lieferterminen pro Auftrag als neuartigem Modellierungsansatz. Deshalb wird in den numerischen Untersuchungen von einer die Rechenkomplexität erhöhenden größeren Zahl Maschinen abgesehen.

²⁶⁹ Siehe hierzu auch Abschnitt 6.1.4.

Die betrachtete Anzahl Liefertermine wird auf zwei festgelegt ($K = 2$), wobei die ganzzahligen Einheiten eines Auftrags mit Hilfe einer Gleichverteilung auf die beiden Liefertermine aufgeteilt werden.

Verfrühungen und Verspätungen werden gleich gewichtet, somit gelten $ep = 1$ und $tp = 1$. Weiterhin wird in allen Untersuchungen angenommen, dass maximal so viele Sublots erzeugt werden dürfen, wie Anzahl Einheiten in den Aufträgen vorhanden sind. Somit erfolgt keine restriktivere Eingrenzung und es gilt folglich $sm_j = i_j \quad \forall j$. Die Auftragsfreigabe erfolgt für alle Aufträge zum Zeitpunkt 0, d. h. $g_j = 0 \quad \forall j$.

6.1.2 Ermittlung von Prozesszeiten

Die Bearbeitungsdauer einer Einheit auf einer Maschine pc_{jm} wird durch eine Gleichverteilung ermittelt, welche in den Grenzen $[2; 10]$ verläuft. Die Ermittlung der Rüstdauer für ein Sublot eines Auftrags auf einer Maschine r_{jm} erfolgt ebenfalls über eine Gleichverteilung. Sowohl die Bearbeitungsdauer als auch die Rüstdauer werden als gleichverteilte ganzzahlige Werte erzeugt. Die unteren sowie oberen Grenzen dieser Verteilung für die Setups ist dabei ein Vielfaches der Grenzen für die Gleichverteilung der Bearbeitungsdauern, wobei der multiplikative Faktor durch Λ angegeben wird. Konkret werden in den numerischen Untersuchungen die Faktoren $\Lambda = 0,3$ und $\Lambda = 1,0$ sowie $\Lambda = 3,0$ verwendet, respektive 30 %, 100 % und 300 % der unteren bzw. oberen Grenzen der Bearbeitungsdauer pro Einheit. Somit liegen die Setups in den Intervallen $[0,6; 3]$, $[2; 10]$ bzw. $[6; 30]$. Hiermit kann untersucht werden, in wie fern die Rüstdauer pro Sublot einen Einfluss auf die Anzahl Sublots hat.

6.1.3 Ermittlung von Due Windows

Die Zuordnung von einzelnen Sublots zu mehreren Lieferterminen und umgekehrt wird insbesondere durch die Due Dates bzw. Due Windows beeinflusst. Diese müssen einen sinnvollen Trade-Off aus zu scharfen Terminen und weit in der Zukunft liegenden Lieferterminen im Zusammenhang mit den Prozesszeiten zur Fertigung der geforderten Einheiten bilden. Pérez-Gonzales hat diesen Zusammenhang wie folgt ausgedrückt: „A tight common Due Date ... will turn into a machine availability problem. On the other hand, a loose .. Due Date would not be realistic, and the Due Date will be verified for

any schedule, so the problem will turn into a classical permutation Flow Shop problem.”²⁷⁰

Um geeignete Due Windows als Parameterwerte für die numerischen Untersuchungen zu berechnen, werden die zugrunde liegenden frühesten und spätesten Fälligkeitstermine basierend auf einem Verfahren von Potts und van Wassenhove aus dem Jahr 1982 ermittelt.²⁷¹ Die beiden Autoren stellen eine gleichverteilte Funktion zur Bestimmung von Fälligkeitsterminen vor, wobei die untere und obere Grenze durch Multiplikation der Auftragsbearbeitungsdauer mit einem entsprechenden Faktor ermittelt wird. Dieser besteht aus zwei Komponenten, dem relativen Due Date-Range (angegeben durch Ψ) sowie dem durchschnittlichen Verspätungsfaktor (angegeben durch Ω).

Die Errechnung der Due Windows für diese Arbeit erfolgt in einem mehrstufigen Prozess, der wie folgt aufgebaut ist. Zunächst wird ein Wert für die geschätzte Bearbeitungsdauer, als PD bezeichnet, über alle Einheiten und Aufträge berechnet, welcher auf Formel (74) basiert:²⁷²

$$PD = \sum_{j=1}^J (i_j * \sum_{m=1}^M (pc_{jm} + r_{jm})) \quad (74)$$

Weil die benötigte Auftragsbearbeitungsdauer für den Fall mit Lot Streaming vor der Berechnung des MIP unbekannt ist, kann nur ein Annahmewert für diese Prozessdauer zugrunde gelegt werden. Dieser Wert wird nun in die gleichverteilte Verteilungsfunktion, wie von Potts und van Wassenhove vorgeschlagen, integriert:

$$\left[PD * \left(1 - \Omega - \frac{\Psi}{2} \right), PD * \left(1 - \Omega + \frac{\Psi}{2} \right) \right] \quad (75)$$

Dabei werden Ψ und Ω in den betrachteten Untersuchungen dieses Kapitels exemplarisch mit $\Psi = 0,2$ und $\Omega = 0,8$ gewählt. Mit Formel (75) wird eine sog. Due Date-Basis ermittelt. Diese wird jeweils mit vier Faktoren multipliziert, welche zur Bestimmung der unteren Grenze des frühesten Liefertermins (π) und der oberen Grenze des frühesten Liefertermins (ρ) sowie analog dazu zur Ermittlung der unteren

²⁷⁰ Pérez-González (2009), S. 108 - 109.

²⁷¹ Vgl. Potts / van Wassenhove (1982), S. 180.

²⁷² Weil vorab nicht bekannt ist, wie viele Rüstprozesse unter Einbezug von Lot Streaming entstehen, jedoch die maximale Anzahl Rüstprozesse durch die maximale Anzahl Sublots begrenzt ist, erfolgt eine Multiplikation der Rüstzeiten mit der Anzahl Einheiten des jeweiligen Auftrags.

Grenze des spätesten Liefertermins (ς) und der oberen Grenze des spätesten Liefertermins (σ) dienen. Früheste und späteste Liefertermine, sprich die Due Windows, werden auf dieser Basis über die folgende Anpassung der Gleichverteilungsfunktion bestimmt. Für a_{jk} gilt Formel (76), für z_{jk} analog Formel (77), wie nachfolgend aufgezeigt:

$$a_{jk} \in \left[\pi * PD * \left(1 - \Omega - \frac{\Psi}{2} \right), \rho * PD * \left(1 - \Omega + \frac{\Psi}{2} \right) \right] \quad (76)$$

$$z_{jk} \in \left[\varsigma * PD * \left(1 - \Omega - \frac{\Psi}{2} \right), \sigma * PD * \left(1 - \Omega + \frac{\Psi}{2} \right) \right] \quad (77)$$

In den nachfolgenden Auswertungen werden die oben genannten Faktoren wie folgt bestimmt: $\pi = 0,96$, $\rho = 1$, $\varsigma = 1$ und $\sigma = 1,04$. Hierdurch wird ein Due Window für Auftrag j zum Liefertermin k ermittelt, welches in einem Intervall von mindestens 96 % des Wertes aus $PD * \left(1 - \Omega + \frac{\Psi}{2} \right)$ und maximal 104 % dieses Wertes liegt.

Weiterhin werden noch zwei lineare „Dynamisierungsfaktoren“ bestimmt. Durch diese wird modelliert, dass sich nicht alle Liefertermine über alle Aufträge in dem gleichen zeitlichen Rahmen befinden, sondern sich über eine Zeitspanne erstrecken. Abbildung 42 stellt die Wirkungsweise in einem Schaubild dar.



Abbildung 42: Dynamisierung von Due Windows nach Auftrag und Liefertermin

Ohne eine Dynamisierung würden alle Liefertermine für alle j und k im gleichen Intervall aus den Formeln (76) und (77) liegen. Würden nur die Aufträge dynamisiert,

dann ergäbe sich eine ausschließliche Verschiebung des Intervalls pro Auftrag, d. h. mit zunehmender Auftragsnummer wären die Due Windows weiter in der Zukunft. Analog gilt diese Annahme für eine ausschließliche Dynamisierung der Liefertermine. Durch Anwendung dieser Linearverschiebungen sowohl auf die Aufträge als auch die Liefertermine wird ein realitätsgetreues Abbild von Lieferterminen erzeugt.²⁷³

Die Dynamisierungsfaktoren werden über die Werte der Indizes j, k additiv den Formeln (76) und (77) hinzugefügt. Diese sind Π und Φ , wobei Π die Verschiebung innerhalb eines Auftrags und Φ die Verschiebung zwischen Aufträgen bestimmt. Die Faktoren werden für die Untersuchungen mit $\Pi = 30$ und $\Phi = 10$ bestimmt. Die finalen Formeln zur Bestimmung der Due Windows lauten somit wie in Formel (78) und Formel (79) aufgezeigt:²⁷⁴

$$a_{jk} = \left[\Pi * PD * \left(1 - \Omega - \frac{\Psi}{2} \right), \rho * PD * \left(1 - \Omega + \frac{\Psi}{2} \right) \right] + \Phi * (j - 1) + \Pi * (k - 1) \quad (78)$$

$$z_{jk} = \left[\zeta * PD * \left(1 - \Omega - \frac{\Psi}{2} \right), \sigma * PD * \left(1 - \Omega + \frac{\Psi}{2} \right) \right] + \Phi * (j - 1) + \Pi * (k - 1) \quad (79)$$

Damit ist nun die Methodik zur Ermittlung der Due Windows, wie sie für die numerischen Auswertungen Anwendung findet, vorgestellt und es wird nachfolgend auf die Anzahl zu durchlaufender Rechnungen näher eingegangen.

6.1.4 Anzahl Rechenbeispiele und Iterationsdurchläufe der Heuristik

Für jede Grundeinstellung hinsichtlich der Anzahl Aufträge sowie des Faktors für die Rüst dauern als Vielfaches der Bearbeitungszeit, wie sie in Abschnitt 6.1.1 vorgestellt wurden, werden 30 Zufallsbeispiele generiert. Hieraus ergeben sich 270 einzelne Instanzen pro Zielfunktion bzw. 540 Instanzen insgesamt.²⁷⁵ Untersucht werden die beiden in Abschnitt 4.2 vorgestellten Zielfunktionen, jeweils mit und ohne Lot

²⁷³ Das Vorgehen kann durch ein einfaches Zahlenbeispiel verdeutlicht werden. Hierzu werden vier Due Dates betrachtet (keine Due Windows, somit gilt $a_{jk} = z_{jk} \forall j, k$), welche zu zwei Aufträgen und zwei Lieferterminen gehören. Diese sind ausgeprägt mit $a_{11} = 4$, $a_{12} = 6$, $a_{21} = 5$ und $a_{22} = 8$. Es ist offensichtlich, dass diese Due Dates eng zusammen liegen, unabhängig von Auftrag und Liefertermin. Die Dynamisierungsfaktoren werden mit $\Phi = 20$ und $\Pi = 5$ angenommen. Somit ergeben sich nach der Dynamisierung folgende Ausprägungen der Due Dates: $a_{11} = 4$, $a_{12} = 11$, $a_{21} = 25$ und $a_{22} = 33$.

²⁷⁴ Wie aus den Formeln (78) und (79) ersichtlich, gilt die Dynamisierung nicht für den ersten Liefertermin des ersten Auftrags.

²⁷⁵ Drei verschiedene Anzahlen Aufträge mit je drei verschiedene Rüstfaktoren und jeweils 30 Beispielrechnungen ergeben $3 * 3 * 30 = 270$ Instanzen. Bei den zwei betrachteten Zielsetzungen (Minimierung der Terminabweichung sowie Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge) ergeben sich $270 * 2 = 540$ Instanzen.

Streaming pro Rechenbeispiel. Jede Berechnung einer Instanz ist dabei geprägt durch die Ermittlung des Zielfunktionswertes für jede Prioritätsregel. In Summe ergeben sich somit 24 Rechnungen je Zahlenbeispiel.²⁷⁶ In Abbildung 43 werden die zu untersuchenden Recheninstanzen klassifiziert.

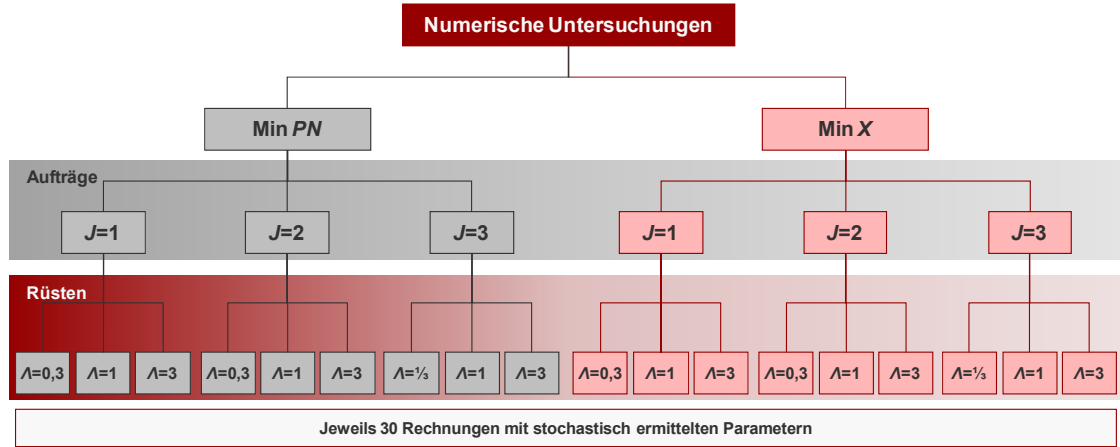


Abbildung 43: Klassifikation von Recheninstanzen in den Untersuchungen

Zusätzlich erfolgen die Rechnungen des GA. Für die betrachtete Verbesserungsheuristik wird die Iterationszahl, respektive die Anzahl Generationen, auf ein Intervall zwischen 10 und 30 festgelegt, d.h. es werden mindestens 10, höchstens jedoch 30 Generationen im Verlauf des GA erzeugt. Der Algorithmus kann innerhalb dieses Intervalls abbrechen, wenn die Standardabweichung (std) über alle Fitnesswerte PN_n bzw. X_n der Gesamtpopulation am Ende eines Iterationslaufes kleiner ist als ein Prozent des Fitnesswertes des besten Chromosoms PN_{best} bzw. X_{best} , respektive des kleinsten bekannten Fitnesswertes.²⁷⁷ Diese Abbruchkriterien sind in den Formeln (80) und (81), je nach betrachteter Zielfunktion, nachfolgend formal dargestellt:

$$\text{Abbrechen wenn: } 0,01 * PN_{best} > std[PN_n, PN_{n+1}, \dots, PN_{N-1}, PN_N] \quad (80)$$

$$\text{Abbrechen wenn: } 0,01 * X_{best} > std[X_n, X_{n+1}, \dots, X_{N-1}, X_N] \quad (81)$$

Zu den 24 Rechendurchläufen je Prioritätsregel sind somit 10 bis 30 Rechnungen für den GA hinzuzufügen. Damit liegt die Gesamtanzahl Rechendurchläufe für eine

²⁷⁶ Zwölf Prioritätsregeln jeweils angewandt auf die Zielfunktion mit sowie ohne Lot Streaming.

²⁷⁷ Vgl. Safe et al. (2004), S. 406.

Instanz zwischen 34 und 54. Über alle Instanzen gesehen liegen die Rechendurchläufe in einem Intervall zwischen [18.360, 29.160].²⁷⁸ Konstant gehalten werden, wie bereits genannt, die Zweistufigkeit des Flow Shops sowie die Faktoren zur Ermittlung der Due Windows über Verteilungsfunktionen. Hintergrund ist, dass primär die Aufteilung von Sublots auf mehrere Liefertermine bzw. die Bedienung eines Liefertermins durch mehrere Sublots untersucht werden soll, wofür unter den getroffenen Parameter-einstellungen passende Due Windows erzeugt werden können. Alle oben genannten Parameter erwiesen sich in der experimentellen Durchführung zahlreicher Pretests als geeignet, um die zu untersuchenden Effekte aufzuzeigen.

6.1.5 Forschungsfragen

Durch die Auswertung der Probleminstanzen sollen die folgenden Fragen beantwortet und eine Aussage über die Qualität des vorgestellten Verfahrens getroffen werden.

Es wird untersucht, in wie weit eine Reduzierung der Terminabweichung bzw. der nicht termingerecht fertiggestellten Menge unter Einbezug von Lot Streaming erreicht werden kann. Dafür wird vor allem die relative Verbesserung der Werte PN und X untersucht. Maßgeblich für die Verbesserung der Zielsetzungen ist, wie die Möglichkeit der Zuordnung von Sublots zu Lieferterminen genutzt wird. Dafür wird untersucht, wie hoch der Anteil an Fällen ist, in denen ein Termin durch mehr als ein Sublot bedient wird, sowie der Anteil der Fälle, in denen ein Sublot mehr als einen Liefertermin bedient.

Um eine Aussage über die Relevanz der Zuordnung der Einlastungspositionen l_{jsp} treffen zu können, werden die vorgestellten Prioritätsregeln hinsichtlich ihrer Eignung zur Erzeugung einer guten Einlastungsmatrix evaluiert. In diesem Zusammenhang wird die zusätzlich erzielbare Verbesserung über die vorgestellte Heuristik untersucht.

²⁷⁸ 12 Prioritätsregeln multipliziert mit zwei Zielfunktionen sowie zwei Einstellungen bezogen auf Lot Streaming (mit / ohne), multipliziert mit 540 Instanzen ergeben 12.960 Rechnungen. Zuzüglich der Mindestanzahl an GA-Iterationen erhöht sich dieser Wert auf 18.360, bei der Maximalanzahl an GA-Iterationen auf 29.160.

Die Forschungsfragen aus Abschnitt 3.3 werden im Folgenden bezogen auf die Datenbasis konkretisiert, sodass die Fragen durch quantifizierbare Aussagen²⁷⁹ beantwortet werden können:

1. Um wie viel Prozent lässt sich durch den Einsatz von Lot Streaming die Minimierung der Terminabweichung bzw. der nicht termingerecht fertiggestellten Menge verbessern, wenn mehrere Liefertermine pro Auftrag betrachtet werden, wobei für jeden Liefertermin ein Due Window vorliegt?
2. In wie viel Prozent der Fälle, in denen Sublots gebildet werden, erfolgt durch die Mengeneinheiten eines Sublots die Bereitstellung der geforderten Mengen für mehrere Liefertermine eines Auftrags?
3. In wie viel Prozent der Fälle, in denen Sublots zu Lieferterminen zugeordnet werden, erfolgt die Bereitstellung der geforderten Mengeneinheiten für einen Liefertermin eines Auftrags durch mehrere Sublots?
4. Wie beeinflussen Rüstprozesse die Bildung von Sublots, wenn Sublot-attached Setups angenommen werden und somit ein unmittelbarer Zusammenhang zwischen der Anzahl Sublots und dem Rüstaufwand besteht?
5. Wie beeinflusst die Anzahl Aufträge die Bildung von Sublots?
6. Um wie viel Prozent können die entwickelten Prioritätsregeln zur Durchführung der Zuordnung von Sublots in Einlastungspositionen den Zielfunktionswert der schlechtesten Prioritätsregel verbessern?
7. In wie vielen Fällen liefert die entsprechende Prioritätsregel das beste Resultat für den Zielfunktionswert?
8. Um wie viel Prozent kann der vorgestellte Genetische Algorithmus zur Verbesserung der Zuordnung von Sublots in Einlastungspositionen den Zielfunktionswert der besten Prioritätsregel verbessern?
9. Ist ein Dekompositionsansatz eine geeignete Methode, um zunächst eine Sequencing-Struktur mittels Einlastungspositionen zu bestimmen und darauf aufbauend optimale Sublot-Anzahlen sowie -Größen zu bestimmen unter der Annahme, dass auch Sublots mit 0 Einheiten zulässig sind?
10. Ist ein Due Date-orientiertes Scheduling der Sublots eine mögliche Alternative zum semi-aktiven Scheduling, wie es in der Literatur Anwendung findet?

²⁷⁹ Um allgemeingültige Aussagen treffen zu können, werden in den folgenden Auswertungen keine Absolutwerte, sondern nur Verhältniszahlen betrachtet. Diese werden angegeben nach den gewählten Faktoren für die Rüstzeit (über den Parameter I) sowie nach der berücksichtigten Auftragsanzahl (über den Parameterwert J). Zudem erfolgen aggregierte Angaben über alle Rüstfaktoren sowie der berücksichtigten Anzahl Aufträge.

11. Kann das vorgestellte Modell verwendet werden, um zielfunktionsgerechte Fertigstellungstermine der zu produzierenden Einheiten zu bestimmen, welche dem Auftraggeber nicht zum Nachteil in Form von Verspätungen seiner bestellten Ware werden, dem Produzenten hingegen zu mehr Flexibilität bei der Produktionsplanung verhelfen?

Zur Beantwortung dieser Fragen werden die Ergebnisse der nachfolgend aufgezeigten numerischen Untersuchung verwendet.

6.1.6 Softwaretechnische Umsetzung der Berechnungen

Das MIP wurde in AIMMS 3.11 abgebildet,²⁸⁰ die Ermittlung der Inputdaten sowie die Analyse der Outputs erfolgte in Microsoft Excel 2007. Der GA wurde ebenso in Visual Basic for Applications (VBA) programmiert wie die stochastische Ermittlung von Liefertermينmengen, -zeitfenstern und Prozesszeiten je Auftrag.²⁸¹ Die Prioritätsregeln zur Bestimmung von l_{jsp} wurden ebenfalls in VBA codiert. Ausgeführt wurden alle Rechnungen auf einem 2,33 Gigahertz Quad Core Intel Prozessor mit 4 Gigabyte Arbeitsspeicher. Die maximale Rechenzeit für das MIP wurde, basierend auf den Pretests, für die Minimierung von X auf 30 Sekunden begrenzt und lieferte dadurch gute Ergebnisse.²⁸² Die Minimierung von PN wurde in allen Instanzen optimal ohne eine Begrenzung der Rechenzeit gelöst.

Für die im Folgenden aufgezeigten Ergebnisse nach Anzahl Aufträgen mit ihren jeweiligen Rüstkfaktoren wurde pro Untersuchungsfall das arithmetische Mittel über alle 30 Beispielrechnungen des betrachteten Falles gebildet, um eine verlässliche Aussage

²⁸⁰ An dieser Stelle sei erwähnt, dass jede der Zielfunktionen in AIMMS noch um die Summe aus C , Q sowie aller yd_{jsk} erweitert wurde, um eine „willkürliche Wahl“ der Binärvariablen c_{jp} , q_{jp} sowie yd_{jsk} auszuschließen. Aus Formel (34) ist bspw. ersichtlich, dass $c_{pk} = 0$ genauso gültig ist wie $c_{pk} = 1$, wenn $e_{pk} = 0$ gilt. Durch die Integration der Summen, wie zuvor beschrieben, wird sichergestellt, dass c_{pk} in diesem Beispiel auf 0 gesetzt wird und keine „willkürliche Wahl“ zwischen 0 und 1 erfolgt. Diese Änderung beeinflusst nicht die Performance und nicht die Zielfunktionswerte PN und X , sondern dient lediglich einer anwenderfreundlichen und realistischen Ausgabe der Ergebnisse.

²⁸¹ Screenshots von AIMMS, Microsoft Excel und Visual Basic for Applications finden sich im Anhang unter Abschnitt A.2.

²⁸² Die Ermittlung eines optimalen Ergebnisses zur Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge beansprucht in der Durchführung der Rechendurchläufe einen deutlich höheren Zeitbedarf als bei der Minimierung von PN , weshalb diese Begrenzung für ein akzeptables Ergebnis in vertretbarer Zeit notwendig ist. Hintergrund ist, dass bei der Minimierung von PN ein zeitlicher Wert optimiert wird, wohingegen die Minimierung von X davon abhängig ist, ob ein Sublot überhaupt verfrüht oder verspätet ist. Dies wird mittels Binärvariablen ausgedrückt, sodass je Kombination aus Position und Liefertermin (pk) bereits zwei Binärvariablen optimiert werden müssen (c_{pk} und q_{pk}), und somit eine Vielzahl Binärvariablen bei der Ermittlung des MIP-Ergebnisses zu berücksichtigen sind. Diese sind bei der Optimierung von PN nicht zu betrachten, weshalb die Rechenzeit bei der Minimierung der Terminabweichung geringer ausfällt.

über die zu untersuchenden Eigenschaften je Problemgröße treffen zu können. In den nachfolgenden Abschnitten werden die Rechenergebnisse je untersuchter Zielfunktion zunächst dargestellt, bevor eine Diskussion und Auswertung der Resultate erfolgt. Zudem wird für die erste Zielfunktion ein Beispiel ausführlich erläutert. Zur leichteren Zuordnung der Positionen zu ihren Aufträgen und Sublots werden die mit p indizierten Parameter und Variablen zusätzlich mit den Indizes j und s versehen. Es folgen nun zwei Abschnitte mit den numerischen Auswertungen zu PN und X .

6.2 Darstellung der Ergebnisse

Nachfolgend werden die Ergebnisse der Auswertung für die beiden Zielsetzungen Minimierung der Terminabweichung sowie Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge, basierend auf den Formeln (55) und (56), präsentiert. Im nächsten Abschnitt wird zunächst ein einzelnes Beispiel ausführlich dargestellt, bevor anschließend auf die Gesamtuntersuchung eingegangen wird. Letztere wird zunächst untergliedert nach der Anzahl Aufträge sowie den Rüstfaktoren aufgezeigt, bevor die Prioritätsregeln sowie die Zuordnung von Sublots zu Lieferterminen betrachtet werden. Eine kritische Diskussion der Resultate erfolgt im Anschluss, einschließlich der erzielbaren Verbesserung der Zielfunktionswerte durch den GA in seiner im vorherigen Kapitel beschriebenen Ausprägung.

6.2.1 Darstellung eines Beispielergebnisses

In diesem Abschnitt werden die Rechenergebnisse für eine Beispielinstantz im Detail vorgestellt. Hierfür wird eine Rechnung aus der Gesamtuntersuchung gewählt, wobei es sich um ein Rechenbeispiel für $J = 2$, $\lambda = 1,0$ handelt. Aufgezeigt wird ein Ergebnis für die Prioritätsregel OSLpDDu, weil dieses die Aufteilungseffekte der Sublots zu Lieferterminen anschaulich aufzeigt. Für die Liefertermine und ihre Mengen sowie die Prozesszeiten liegen die in Tabelle 15 aufgezeigten Parameter pro Auftrag zugrunde.

Tabelle 15: Parameter für Beispielinstantz

j	v_{jk}		a_{jk}		z_{jk}		r_{jm}		pc_{jm}	
	k1	k2	k1	k2	k1	k2	m1	m2	m1	m2
1	9	1	60	92	63	92	2	6	4	7
2	3	7	71	101	72	104	2	10	9	4

Die Einlastung erfolgt für die OSLpDDu-Regel für l_{jsp} , wie in Tabelle 16 gezeigt.

Tabelle 16: Einlastungsmatrix für Beispielinstant nach OSLpDDu-Regel

j	s	p																				TOTAL
		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	
1	1	1																				1
1	2			1																		1
1	3				1																	1
1	4					1																1
1	5						1															1
1	6							1														1
1	7								1													1
1	8									1												1
1	9										1											1
1	10											1										1
2	1		1																			1
2	2			1																		1
2	3													1								1
2	4														1							1
2	5															1						1
2	6																1					1
2	7																	1				1
2	8																		1			1
2	9																			1		1
2	10																				1	1
TOTAL		1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1

Auf dieser Basis ermittelt das MIP die in Tabelle 17 a) und b)²⁸³ aufgezeigten Lösungsbestandteile für die Sublots. Die Gesamtdauer einschließlich der Erstellung der Prioritätsmatrix und des Datenaustausches zwischen Excel und AIMMS beträgt knapp 14 Sekunden für diesen Rechenschritt unter den in Abschnitt 6.1.6 genannten Testbedingungen.

²⁸³ Es sind aus Platzgründen nur die Werte dargestellt, für welche von null abweichende Ergebnisse vorliegen. Folglich wurde die Tabelle gekürzt und es werden nicht die Zeilen für $s = 3(1)10$ je Auftrag j dargestellt, welche Sublots mit einer Größe von jeweils 0 Einheiten aufzeigen.

Tabelle 17: Sublots und deren Lieferterminzuordnungen in der Beispielinstantz

a) u_{js}										
j	s									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	3,59	6,41	0	0	0	0	0	0	0	0
2	5,59	4,41	0	0	0	0	0	0	0	0

b) ud_{jsk}			
j	s	k	
		1	2
1	1	2,59	1
1	2	6,41	0
2	1	3	2,59
2	2	0	4,41

Für den ersten und zweiten Auftrag werden jeweils zwei Sublots erzeugt, wie aus der Tabelle für u_{js} hervorgeht. Die Aufteilung der Sublots auf die Liefertermine in der Tabelle für ud_{jsk} zeigt, dass Sublot 1 des Auftrags 1 für beide Liefertermine verwendet wird. Das gleiche gilt für Sublot 1 von Auftrag 2. Analog dazu wird der erste Liefertermin von Auftrag 1 durch beide Sublots bedient und der zweite Liefertermin von Auftrag 2 ebenfalls aus zwei Sublots beliefert. In Summe sind die geforderten Mengen je Liefertermin sichergestellt, d. h. $ud_{111} + ud_{121} = v_{11}$ mit $2,59 + 6,41 = 9$ sowie $ud_{212} + ud_{222} = v_{22}$ mit $2,59 + 4,41 = 7$.

Prozentual ausgedrückt decken somit 50 % der Sublots je Auftrag mehr als einen Liefertermin ab und 50 % der Liefertermine je Auftrag werden von mehr als einem Sublot bedient. Diese beiden Kennzahlen werden in den folgenden numerischen Auswertungen analysiert.

Mit diesem Ergebnis ist eine Terminabweichung von $PN = 217,9$ angefallen. Wird die Zusammensetzung dieser Terminabweichung betrachtet, so ergab sich das in Tabelle 18 aufgezeigte Ergebnis für e_{pk} sowie t_{pk} .²⁸⁴

²⁸⁴ Ebenda.

Tabelle 18: Terminabweichungsbestandteile der Beispielinstantz

Zusammensetzung PN						
p	j	S	e_{pk}		t_{pk}	
			k1	k2	k1	k2
1	1	1	0	23,4	5,6	0
2	2	1	0	0	29	0
3	2	2	0	0	0	34
4	1	2	0	0	125,9	0

Diese Terminabweichung basierte auf dem in Abbildung 44 aufgezeigten GANTT-Diagramm²⁸⁵ der Einlastung der Sublots auf die beiden Maschinen und ihren Zuordnungen zu den Lieferterminen. Die dazugehörigen Werte sind in Tabelle 19 gegeben.

Tabelle 19: Zeitwerte der Beispielinstantz

Start- und Endzeitpunkte sowie Stillstands- und Wartezeiten der Positionen auf den Maschinen								
p	Maschine 1				Maschine 2			
	b_{p1}	f_{p1}	w_{p1}	h_{p1}	b_{p2}	f_{p2}	w_{p2}	h_{p2}
1	0,0	16,4	21,1	0	37,5	68,6	0	0
2	16,4	68,6	0	0	68,6	101,0	0	9,4
3	68,6	110,4	0	0	110,4	138,0	0	0
4	110,4	138,0	0	0	138,0	188,9	0	0

²⁸⁵ Zur leichteren Erkennbarkeit der Zuordnungen von Auftrags-Sublots in Positionen sind u_{js} sowie ud_{jsk} zusätzlich mit p als hochgestelltem Index versehen, folglich werden u_{js}^p sowie ud_{jsk}^p verwendet.

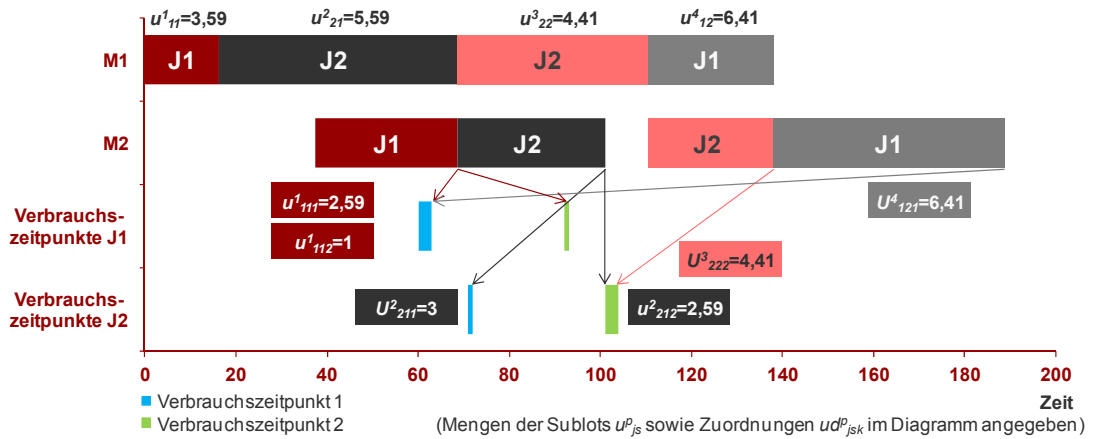


Abbildung 44: GANTT-Diagramm der Beispielinstantz

Zunächst ist ersichtlich, dass Auftrag 1 auf der zweiten Maschine eine Wartezeit aufweist ($w_{11} = 21,1$), weil es keinen Sinn macht, den Auftrag früher einzuplanen. Zudem ist die Stillstandszeit der zweiten Maschine nach der zweiten Position erkennbar ($h_{22} = 9,4$). Deutlich sichtbar ist die einzige Verfrühung in der ersten Einlastungsposition für Sublot 1 von Auftrag 1 bezogen auf Liefertermin 1 (Pfeil von links nach rechts). Für alle anderen Zuordnungen zeigen sich Verspätungen, wobei vor allem die Bedienung des ersten Liefertermins aus der vierten Einlastungsposition (Sublot 2 des Auftrags 1) auffällt. Hierfür fällt ein hoher Verspätungswert von $t_{41} = 125,9$ an, wie aus Abbildung 44 und Tabelle 18 ersichtlich ist. Es liegt daher nahe, dass der vorgestellte Plan nicht optimal sein muss. Somit sollten alternative Zuordnungen für l_{jsp} in Betracht gezogen werden, was zunächst durch eine Evaluation aller Prioritätsregeln erfolgt und anschließend durch den GA weiter verbessert werden kann. Hieraus ergibt sich das in Tabelle 20 gezeigte Gesamtergebnis, dargestellt für die Fälle mit und ohne Lot Streaming sowie für eine Deltabetrachtung, welche Auskunft über das Verbesserungspotenzial durch Lot Streaming gibt. Ein Prozentwert von 100 % bezieht sich dabei immer auf den schlechtesten Zielfunktionswert über alle Prioritätsregeln ohne Lot Streaming.

Tabelle 20: Gesamtergebnis der Beispielinstantz für die Prioritätsregeln

Auswertungsergebnisse für $J=2$, $\Lambda=1.0$, min PN						
Prioritäts- regel	Mit Lot Streaming		Ohne Lot Streaming		Delta mit / ohne Lot Streaming	
	PN (relativ)	PN (absolut)	PN (relativ)	PN (absolut)	PN (relativ)	PN (absolut)
CRA	59%	228	100%	389	-41%	-161
CRpDDu	56%	218	70%	273	-14%	-55
EDDg	59%	228	100%	389	-41%	-161
EDDpDDg	56%	218	70%	273	-14%	-55
EDDpDDu	44%	170	70%	273	-26%	-103
EDDu	45%	174	70%	273	-25%	-99
FIFO	45%	174	70%	273	-25%	-99
LOPT	59%	228	100%	389	-41%	-161
OSLg	59%	228	100%	389	-41%	-161
OSLpDDu	56%	218	70%	273	-14%	-55
OSLu	59%	228	100%	389	-41%	-161
SOPT	45%	174	70%	273	-25%	-99

Die Delta-Betrachtung in den letzten beiden Spalten gibt die sich ergebende Verbesserung durch den Einsatz von Lot Streaming an. Ohne Lot Streaming liegt der Zielfunktionswert zwischen 273 ZE und 389 ZE, je nach Prioritätsregel. Im Fall mit Lot Streaming liegt PN zwischen 170 ZE und 228 ZE. Somit kann durch den Einsatz von Lot Streaming eine Verbesserung der Terminabweichung zwischen 14 % und 41 % erzielt werden, je nach verwendeter Prioritätsregel.

Das beste Ergebnis für den Fall ohne LS wird durch mehrere Prioritätsregeln gleichwertig erzielt und liegt 30 % unter dem schlechtesten Ergebnis ohne LS für andere Prioritätsregeln. Im Falle mit LS wird durch die EDDpDDu-Regel das beste Ergebnis erzielt.²⁸⁶ Die Spanne des besten Wertes mit LS im Vergleich zum besten Wert ohne LS beträgt -103 ZE, was einem Verbesserungspotenzial von 37,7 % entspricht. Weil im betrachteten Beispiel bereits durch die EDDpDDu-Regel eine sehr gute Einlastung gefunden wurde und im konkret betrachteten Fall der GA keinen besseren Zielfunktionswert ermitteln konnte, wird an dieser Stelle auf eine heuristische Verbesserung durch den GA nicht weiter eingegangen. Seine Wirkungsweise wird jedoch in den Auswertungen der folgenden Abschnitte erläutert.

²⁸⁶ Siehe grüne Markierung in Tabelle 20.

Im Folgenden werden die Optimierungspotenziale für eine Reihe an Probleminstanzen, wie in Abschnitt 6.1 erläutert, vorgestellt. Im Anschluss folgt die Untersuchung der Forschungsfragen unter Einbezug statistischer Hypothesentests für ausgewählte Fragen.

6.2.2 Ergebnisse zur Minimierung der Terminabweichung

In diesem Abschnitt werden die Ergebnisse der numerischen Untersuchung zur Minimierung der Terminabweichung vorgestellt. Die Ergebnisse werden dafür, je nach Aussage, in $J = 1$, $J = 2$ und $J = 3$ sowie $\lambda = 0,3$, $\lambda = 1,0$ und $\lambda = 3,0$ untergliedert. Die hier gezeigten Zahlen stellen das arithmetische Mittel über je 30 Beispielrechnungen pro Kombination aus Produktanzahl und Rüstfaktor dar. Es werden dabei die Ergebnisse mit und ohne LS in relativem Bezug je Prioritätsregel vorgestellt, wobei mit 100 % das schlechteste Ergebnis über alle Prioritätsregeln ohne Lot Streaming als Referenzwert bestimmt ist. Die anderen Prozentsätze sind demnach kleiner oder gleich diesem Wert, je nach erzielter Verbesserung.²⁸⁷

Zudem erfolgt eine Deltabetrachtung der erzielten Verbesserung durch den Einsatz von Lot Streaming im Vergleich zu dem Ergebnis ohne Lot Streaming. Die Wirkungsweise des GA wird ebenfalls in relativem Bezug zum schlechtesten Ergebnis ohne Lot Streaming bewertet und liegt höchstens auf dem Prozentwert der besten Prioritätsregel mit Lot Streaming.²⁸⁸ Zusätzlich wird ermittelt, wie oft welche Prioritätsregel zum besten Ergebnis führt. Zudem finden sich Tabellen mit einer prozentualen Auswertung der Fälle, in denen ein Sublot mehrere Liefertermine bedient bzw. ein Liefertermin durch mehrere Sublots bedient wird.

Um diese Zuordnung der Sublots zu den Lieferterminen untersuchen zu können, werden zunächst zwei Verhältniszahlen JS und JK vorgestellt. JS drückt dabei den Anteil Sublots an der Gesamtanzahl Sublots aus, welche auf mehrere Liefertermine aufgeteilt werden. Analog dazu gibt JK den Anteil Liefertermine an der Gesamtanzahl Liefertermine an, welche durch mehrere Sublots bedient werden. Diese Verhältnisse sind in Tabelle 21 veranschaulicht.

²⁸⁷ Im Folgenden wird immer nur der Prozentwert angegeben. Dieser bezieht sich in allen Fällen auf den Vergleichswert von 100 %, erzielt durch das schlechteste Ergebnis ohne LS über alle Prioritätsregeln.

²⁸⁸ Die heuristische Verbesserung durch den GA wird nur auf den Fall mit Lot Streaming angewandt, weil in dieser Arbeit untersucht wird, in wie fern die Zuordnung von Sublots zu Positionen das Ergebnis des Zielfunktionswerts beeinflusst. Mittels des GA ließe sich in Grenzen auch eine Verbesserung der Zielsetzung bei einer Einplanung ohne Lot Streaming erzielen.

Tabelle 21: Bestimmung der Verhältniszahlen JS und JK

a) JS					
j	s	k			TOTAL
		1	2	3	
1	1	4	7		11
1	2	3			3
1	3	6		4	10
TOTAL		10	10	4	

b) JK					
j	s	k			TOTAL
		1	2	3	
1	1	4	7		11
1	2	3			3
1	3	6		4	10
TOTAL		10	10	4	

Tabelle 21 a) zeigt, dass zwei der drei Sublots mehr als einen Liefertermin bedienen. Somit beträgt $JS = 66\%$. Tabelle 21 b) zeigt, dass einer der drei Liefertermine durch mehr als ein Sublot bedient wird, folglich also $JK = 33\%$ beträgt. Alle zuvor genannten Ergebnisse bilden die Grundlage für den Diskussionsteil in Abschnitt 6.3.

6.2.2.1 Ergebnisse gegliedert nach Anzahl der Aufträge

In diesem Abschnitt wird das relative Ergebnis je Prioritätsregel bezogen auf den Fall mit sowie ohne LS vorgestellt, wobei die Resultate je Auftragsanzahl angegeben sind und den Mittelwert über alle Rüstfaktoren bilden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 22 dargestellt. Im Falle nur eines zu betrachtenden Produkts entfällt die Entscheidung hinsichtlich der Einlastungsmatrizen für l_{jsp} und es sind lediglich die Sublot-Anzahlen und -größen sowie deren Einlastungszeitpunkte auf den Maschinen zu bestimmen. Für jede Ausprägung der Einlastungsmatrix ergibt sich folglich das gleiche Ergebnis. Dies gilt für diesen und alle folgenden Abschnitte bzgl. der Ergebnisse in den Tabellen. Bei zwei und mehr Aufträgen können die Prioritätsregeln zu unterschiedlichen Ergebnissen führen.

Tabelle 22: Ergebnisse je Auftragsanzahl über alle Rüstfaktoren (min PN)

Ergebnisse je Auftragsanzahl über alle Rüstfaktoren (min PN)									
Prioritätsregel	J=1			J=2			J=3		
	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta
CRa	45%	100%	-55%	62%	99%	-36%	72%	99%	-27%
CRpDDu	45%	100%	-55%	54%	97%	-43%	58%	99%	-42%
EDDg	45%	100%	-55%	58%	94%	-36%	66%	90%	-24%
EDDpDDg	45%	100%	-55%	53%	95%	-42%	58%	93%	-35%
EDDpDDu	45%	100%	-55%	49%	90%	-41%	52%	86%	-35%
EDDu	45%	100%	-55%	55%	90%	-35%	60%	86%	-26%
FIFO	45%	100%	-55%	55%	90%	-35%	60%	86%	-26%
LOPT	45%	100%	-55%	62%	99%	-36%	74%	100%	-26%
OSLg	45%	100%	-55%	63%	100%	-37%	73%	99%	-27%
OSLpDDu	45%	100%	-55%	55%	98%	-43%	57%	99%	-42%
OSLu	45%	100%	-55%	62%	98%	-37%	71%	99%	-27%
SOPT	45%	100%	-55%	57%	90%	-32%	66%	86%	-19%
GA	45%			45%			46%		

Im Falle eines Auftrags kann der Zielfunktionswert um 55 % mehr als halbiert werden, wenn LS angewendet wird. Bei zwei Aufträgen wird durch die EDDpDDu-Regel das beste Ergebnis mit LS von 49 % eindeutig erzielt, ohne LS führen mehrere Prioritätsregeln mit 90 % zu dem gleichen besten Ergebnis (EDDpDDu, EDDu, FIFO sowie SOPT). Das schlechteste Resultat wird in beiden Fällen durch die OSLg-Regel mit lediglich 63 % bzw. 100 % erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so werden mit 43 % bei der CRpDDu- und OSLpDDu-Regel die größten Spannen erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 32 % gegeben. Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert auf 45 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 4 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Im Falle von drei Aufträgen wird das beste Ergebnis mit LS von 52 % durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS führen die EDDpDDu-, EDDu-, FIFO- und SOPT-Regeln mit 86 % zu dem besten Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die LOPT-Regel mit lediglich 74 % bzw. ohne LS ebenfalls durch die LOPT-Regel mit 100 % erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 42 % bei den CRpDDu- sowie OSLpDDu-Regeln die größte Spanne erzielt. Die

schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 19 % gegeben. Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert auf 46 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 6 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

6.2.2.2 Ergebnisse gegliedert nach den Rüstfaktoren

In diesem Abschnitt wird das relative Ergebnis je Prioritätsregel bezogen auf den Fall mit sowie ohne LS vorgestellt, wobei die Resultate je Rüstfaktor angegeben sind und den Mittelwert über alle Auftragsanzahlen bilden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 23 angegeben.

Tabelle 23: Ergebnisse je Rüstfaktor über alle Auftragsanzahlen (min PN)

Ergebnisse je Rüstfaktor über alle Auftragsanzahlen (min PN)									
Prioritätsregel	$\Lambda=0,3$			$\Lambda=1,0$			$\Lambda=3,0$		
	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta
CRA	57%	100%	-43%	64%	99%	-35%	71%	87%	-16%
CRpDDu	46%	99%	-53%	54%	100%	-46%	65%	87%	-23%
EDDg	51%	89%	-38%	58%	90%	-32%	72%	92%	-20%
EDDpDDg	44%	91%	-46%	53%	93%	-40%	66%	92%	-26%
EDDpDDu	42%	89%	-47%	47%	87%	-40%	60%	84%	-24%
EDDu	50%	89%	-40%	54%	87%	-33%	65%	84%	-19%
FIFO	50%	89%	-40%	54%	87%	-33%	65%	84%	-19%
LOPT	58%	100%	-42%	66%	100%	-34%	72%	88%	-15%
OSLg	58%	99%	-42%	65%	100%	-35%	73%	89%	-17%
OSLpDDu	46%	99%	-53%	54%	100%	-46%	64%	87%	-23%
OSLu	57%	100%	-43%	64%	99%	-35%	70%	86%	-16%
SOPT	47%	79%	-32%	58%	86%	-28%	79%	100%	-21%
GA	38%			44%			56%		

Bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 0,3$ wird das beste Ergebnis mit LS von 42 % eindeutig durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS führt die SOPT-Regel mit 79 % zu dem besten Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die LOPT- und die OSLg-Regeln mit lediglich 58 % bzw. ohne LS durch die CRA-, LOPT- und OSLu-Regeln mit 100 % erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so werden mit 53 % bei der CRpDDu- und OSLpDDu-Regel die größten Spannen erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 32 % gegeben.

Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert auf 38 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 4 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Bei einem Rüstfaktor von $\lambda = 1,0$ wird das beste Ergebnis mit LS von 47 % durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS ermittelt die SOPT-Prioritätsregel mit 86 % das beste Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die LOPT-Regel ermittelt und beträgt 66 %, ohne LS wird das Ergebnis von 100 % gleichwertig durch die CRpDDu-, LOPT-, OSLg- und OSLpDDu-Regeln erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 46 % bei den CRpDDu- und OSLpDDu-Regeln die größte Spanne erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 28 % gegeben. Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert auf 44 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 3 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Im Falle eines Rüstfaktors von $\lambda = 3,0$ wird das beste Ergebnis mit LS durch die EDDpDDu-Regel ermittelt und beträgt 60 %. Ohne LS liegt der Wert bei 84 %, welcher durch die Regeln EDDpDDu, EDDu und FIFO erreicht wird. Die schlechtesten Resultate liegen bei 79 % mit LS sowie 100 % ohne LS, jeweils erreicht durch die SOPT-Regel. Die größte Verbesserungsspanne erzielt die EDDpDDg-Regel mit 26 %, die kleinste hingegen die LOPT-Regel mit nur 15 %. Die erzielte Verbesserung der Einlastungsmatrix unter Einsatz des GA liegt bei 56 % des schlechtesten Wertes ohne LS und somit 4 % unterhalb des besten Resultats der Prioritätsregeln mit LS.

6.2.2.3 Ergebnisse über alle Produktanzahlen und alle Rüstfaktoren

In diesem Abschnitt wird das relative Ergebnis je Prioritätsregel bezogen auf den Fall mit sowie ohne LS vorgestellt, wobei die Resultate den Mittelwert über alle Auftragsanzahlen und alle Rüstfaktoren bilden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 24 angegeben.

Tabelle 24: Ergebnisse über alle Rüstkfaktoren und alle Auftragsanzahlen (min PN)

Ergebnisse über alle Rüstkfaktoren und alle Auftragsanzahlen (min PN)			
Prioritäts- regel	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta
CRa	65%	99%	-34%
CRpDDu	55%	99%	-44%
EDDg	60%	93%	-32%
EDDpDDg	54%	95%	-40%
EDDpDDu	50%	90%	-40%
EDDu	57%	90%	-33%
FIFO	57%	90%	-33%
LOPT	66%	100%	-34%
OSLg	66%	100%	-34%
OSLpDDu	55%	99%	-44%
OSLu	65%	99%	-35%
SOPT	61%	89%	-29%
GA	46%		

Über alle Testinstanzen hinweg wird das beste Ergebnis mit LS von 50 % durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS ermittelt die SOPT-Prioritätsregel mit 89 % das beste Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die LOPT- sowie die OSLg-Regeln ermittelt und beträgt 66 %, ohne LS wird das Ergebnis von 100 % ebenfalls durch diese Regeln erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 44 % bei den CRpDDu- und OSLpDDu-Regeln die größte Spanne erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 29 % gegeben. Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert im Durchschnitt auf 46 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 4 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Damit ist die relative Betrachtung der Verbesserung der Zielfunktionswerte für die Minimierung der Terminabweichung abgeschlossen.

6.2.2.4 Auswertung der Lösungsgüte einzelner Prioritätsregeln

In diesem Abschnitt wird aufgezeigt, wie oft eine bestimmte Prioritätsregel den besten Zielfunktionswert ermittelt hat, untergliedert nach der Anzahl Aufträge sowie den

Rüstkfaktoren. Mehrfachnennungen sind möglich, da ein minimaler Zielfunktionswert durch mehrere Prioritätsregeln erreicht werden kann. Es werden zunächst in Tabelle 25 die Fälle mit LS ausgewertet, bevor Tabelle 26 die Ergebnisse ohne LS zeigt.

Tabelle 25: Anzahl der besten Prioritätsregeln mit Lot Streaming (min PN)

Anzahl, wie oft jeweilige Prioritätsregel zum besten Ergebnis führt (je Rüstkfaktor und je Auftragsanzahl, mit Lot Streaming, min PN)											
Prioritäts- regel	J=1			J=2				J=3			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe
CRa	Jede Regel führt zu gleichem Ergebnis			0	0	9	9	0	0	3	3
CRpDDu				6	7	15	28	5	4	9	18
EDDg				4	4	9	17	3	0	5	8
EDDpDDg				12	7	15	34	5	6	5	16
EDDpDDu				16	21	22	59	20	18	19	57
EDDu				3	5	14	22	2	4	7	13
FIFO				3	5	14	22	2	4	7	13
LOPT				0	0	9	9	0	0	1	1
OSLg				1	1	8	10	0	1	2	3
OSLpDDu				4	6	16	26	4	2	10	16
OSLu				0	0	10	10	0	0	4	4
SOPT				7	7	6	20	3	3	1	7

In allen betrachteten Fällen mit LS werden die meisten Übereinstimmungen der Ergebnisse durch die EDDpDDu-Regel mit dem minimalen Ergebnis je betrachteter Testinstanz geliefert. Für die Fälle mit zwei Aufträgen und Rüstkfaktoren von $\Lambda = 0,3$ sowie $\Lambda = 1,0$ werden gar keine besten Ergebnisse mit den Regeln CRa, LOPT sowie OSLu ermittelt. Bei zwei Aufträgen und einem Rüstkfaktor von $\Lambda = 3,0$ werden wenige Übereinstimmungen durch die SOPT-Regel erzielt. Über alle Rüstkfaktoren hinweg werden die geringsten Übereinstimmungen durch die CRa- und LOPT-Regeln errechnet. Für den Fall dreier Aufträge werden gar keine besten Zielfunktionswerte bei Rüstkfaktoren von $\Lambda = 0,3$ sowie $\Lambda = 1,0$ durch die CRa-, LOPT- und OSLu-Regeln errechnet. Bei einem Rüstkfaktor von $\Lambda = 0,3$ zeigt die OSLg-Regel ebenfalls keine Übereinstimmungen, bei einem Faktor von $\Lambda = 1,0$ hingegen die EDDg-Regel. Eine sehr geringe Anzahl Übereinstimmungen der Rechenergebnisse mit dem besten Zielfunktionswert zeigen im Falle von drei Aufträgen und einem Rüstkfaktor von $\Lambda = 3,0$ die LOPT- und SOPT-Regeln. In Summe über alle Rüstkfaktoren bei einer Auftragsanzahl von drei zeigt die LOPT-Regel die schlechtesten Resultate.

Tabelle 26: Anzahl der besten Prioritätsregeln ohne Lot Streaming (min PN)

Anzahl, wie oft jeweilige Prioritätsregel zum besten Ergebnis führt (je Rüstfaktor und je Auftragsanzahl, ohne Lot Streaming, min PN)											
Prioritäts- regel	J=1			J=2				J=3			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe
CRA	Jede Regel führt zu gleichem Ergebnis			7	10	22	39	1	3	12	16
CRpDDu				6	8	23	37	2	6	10	18
EDDg				16	17	13	46	7	8	11	26
EDDpDDg				15	12	18	45	8	8	8	24
EDDpDDu				18	20	20	58	6	15	21	42
EDDu				18	20	20	58	6	15	20	41
FIFO				18	20	20	58	6	15	20	41
LOPT				6	9	23	38	2	3	10	15
OSLg				7	9	20	36	3	4	9	16
OSLpDDu				6	9	23	38	3	5	11	19
OSLu				7	10	23	40	2	3	14	19
SOPT				24	21	7	52	23	14	5	42

Die Resultate ohne LS für zwei Aufträge und den Rüstfaktor von $\Lambda = 0,3$ zeigen, dass die CRpDDu-, LOPT- sowie OSLpDDu-Regeln die wenigsten Übereinstimmungen, jedoch die SOPT-Regel die meisten Übereinstimmungen der regelspezifischen Ergebnisse mit dem besten Zielfunktionswert je Recheninstanz ermitteln. Bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 1,0$ liefert ebenfalls die SOPT-Regel in den meisten Fällen das beste Ergebnis, wohingegen die CRpDDu-Regel die wenigsten Treffer ausgibt. Steigt der Rüstfaktor auf $\Lambda = 3,0$, so erbringt hingegen die SOPT-Regel die wenigsten Übereinstimmungen, wobei vier Prioritätsregeln gleich oft das beste Ergebnis erzielen (CRpDDu, LOPT, OSLpDDu sowie OSLu). In Summe über alle Rüstfaktoren bei einer Auftragsanzahl von zwei liefert die OSLg-Regel die geringsten Übereinstimmungen und die EDDpDDu-, EDDu- und FIFO-Regeln die höchsten Übereinstimmungen.

Werden drei Aufträge betrachtet, so erzielt die SOPT-Regel bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 0,3$ die besten und die CRA-Regel die schlechtesten Resultate. Steigt der Rüstfaktor auf $\Lambda = 1,0$, so ermitteln die CRA-, LOPT- und OSLu-Regeln die geringsten Übereinstimmungen, wohingegen die EDDpDDu-, EDDu- sowie FIFO-Regeln die meisten Übereinstimmungen mit dem besten Zielfunktionswert aller Prioritätsregeln aufweisen. Bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 3,0$ liefert nur noch die EDDpDDu-Regel die meisten Übereinstimmungen und die SOPT-Regel mit geringsten. In Summe über alle Rüstfaktoren bei drei betrachteten Aufträgen werden die besten Resultate mit den

Regeln EDDpDDu sowie SOPT erzeugt, während die LOPT-Regel die wenigsten Übereinstimmungen aufzeigt.

6.2.2.5 Auswertung der Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen

In diesem Abschnitt werden die Kennzahlen JS und JK bzgl. der Zuordnungen von Sublots zu Lieferterminen untersucht, jeweils pro Anzahl Aufträge und Rüstfaktor. Die angegebenen Zahlen stellen den Mittelwert dieser Kennzahlen über alle Testinstanzen der jeweiligen Kategorie dar.

Tabelle 27: Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen (min PN)

Zuordnung von Lieferterminen zu Sublots bzw. Sublots zu Lieferterminen (min PN)				
Kennzahl	J=1			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	alle Λ
JS	0%	0%	25%	8%
JK	42%	27%	8%	26%
Kennzahl	J=2			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	alle Λ
JS	9%	16%	32%	19%
JK	7%	7%	2%	5%
Kennzahl	J=3			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	alle Λ
JS	4%	15%	41%	20%
JK	13%	5%	1%	6%
JS: Anteil der Sublots an der Gesamtanzahl Sublots, die mehr als einen				
Liefertermin bedienen				
JK: Anteil der Liefertermine an der Gesamtanzahl Liefertermine, die				
von mehr als einem Sublot bedient werden				

Es lässt sich erkennen, dass die Kennzahl JS einerseits steigt, je höher der Rüstfaktor ist, und sie andererseits auch mit einer zunehmenden Anzahl an Aufträgen steigt. Die Kennzahl JK hingegen ist abnehmend bei einer Steigerung des Rüstfaktors. Tendenziell sinkt sie zudem mit der Anzahl betrachteter Aufträge, wobei sie mit 5 % für zwei Aufträge im Durchschnitt über alle Rüstfaktoren etwas geringer liegt als mit 6 % bei drei Aufträgen.

Weiterhin ist ersichtlich, dass $JS = 0$ für einen Auftrag und Rüstfaktoren von $\lambda = 0,3$ und $\lambda = 1,0$ gilt, d. h. es gibt in diesen Fällen keine Sublots, die gleichzeitig die Mengenanforderungen mehrerer Liefertermine bedienen.

6.2.3 Ergebnisse zur Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge

In diesem Abschnitt werden die Untersuchungsergebnisse zur Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge vorgestellt, basierend auf den gleichen Parametern wie in den zuvor vorgestellten Auswertungen. Minimiert wurde Formel (56). Auf die Darstellung eines ausführlichen Beispiels wird an dieser Stelle verzichtet, weil es nach der gleichen Lösungsstruktur aufgebaut ist, wie sie in Abschnitt 6.2.1 bereits aufgezeigt wurde.

Die Darstellung der Ergebnisse erfolgt nach dem gleichen Schema wie im vorangegangenen Abschnitt. Anschließend folgt der Diskussionsteil, in welchem die Ergebnisse beider Zielfunktionen hinsichtlich der zuvor definierten Forschungsfragen betrachtet und analysiert werden.

6.2.3.1 Ergebnisse gegliedert nach Anzahl der Aufträge

In diesem Abschnitt wird das relative Ergebnis je Prioritätsregel bezogen auf den Fall mit sowie ohne LS vorgestellt, wobei die Resultate je Auftragsanzahl angegeben sind und den Mittelwert über alle Rüstfaktoren bilden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 28 dargestellt.

Tabelle 28: Ergebnisse je Auftragsanzahl über alle Rüstfaktoren (min X)

Ergebnisse je Auftragsanzahl über alle Rüstfaktoren (min X)									
Prioritätsregel	J=1			J=2			J=3		
	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta
CRa	45%	100%	-55%	66%	99%	-33%	79%	100%	-21%
CRpDDu	45%	100%	-55%	56%	98%	-42%	68%	98%	-29%
EDDg	45%	100%	-55%	62%	97%	-35%	76%	97%	-21%
EDDpDDg	45%	100%	-55%	56%	93%	-37%	68%	94%	-27%
EDDpDDu	45%	100%	-55%	54%	97%	-43%	66%	96%	-30%
EDDu	45%	100%	-55%	62%	97%	-35%	75%	96%	-21%
FIFO	45%	100%	-55%	62%	97%	-35%	75%	96%	-21%
LOPT	45%	100%	-55%	66%	99%	-33%	79%	98%	-19%
OSLg	45%	100%	-55%	65%	100%	-35%	79%	99%	-20%
OSLpDDu	45%	100%	-55%	56%	98%	-42%	68%	98%	-30%
OSLu	45%	100%	-55%	66%	99%	-33%	79%	100%	-21%
SOPT	45%	100%	-55%	59%	90%	-30%	74%	90%	-16%
GA	45%			53%			62%		

Im Falle eines Auftrags kann der Zielfunktionswert um 55 % mehr als halbiert werden, wenn LS angewendet wird. Bei zwei Aufträgen wird das beste Ergebnis mit LS von 54 % eindeutig durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS führt die SOPT-Regel mit 90 % zu dem besten Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die CRa-, LOPT- und OSLu-Regeln mit lediglich 66 % bzw. ohne LS durch die OSLg-Regel mit 100 % erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 43 % bei der EDDpDDu-Regel die größte Spanne erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 30 % gegeben. Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert auf 53 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 1 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Im Falle von drei Aufträgen wird das beste Ergebnis mit LS von 66 % durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS führt die SOPT-Regel mit 90 % zu dem besten Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die CRa-, LOPT-, OSLg- sowie OSLu-Regeln mit lediglich 79 % bzw. ohne LS durch die CRa- und OSLu-Regeln mit 100 % erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 30 % bei den EDDpDDu- sowie OSLpDDu-Regeln die größte Spanne erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 16 % gegeben. Durch

Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert auf 62 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 4 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

6.2.3.2 Ergebnisse gegliedert nach den Rüstfaktoren

In diesem Abschnitt wird das relative Ergebnis je Prioritätsregel bezogen auf den Fall mit sowie ohne LS vorgestellt, wobei die Resultate je Rüstfaktor angegeben sind und den Mittelwert über alle Auftragsanzahlen bilden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 29 angegeben.

Tabelle 29: Ergebnisse je Rüstfaktor über alle Auftragsanzahlen (min X)

Ergebnisse je Rüstfaktor über alle Auftragsanzahlen (min X)									
Prioritätsregel	$\Lambda=0,3$			$\Lambda=1,0$			$\Lambda=3,0$		
	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta
CRA	67%	100%	-33%	66%	100%	-34%	73%	99%	-26%
CRpDDu	55%	99%	-44%	57%	97%	-40%	68%	98%	-29%
EDDg	62%	97%	-34%	63%	96%	-33%	73%	100%	-27%
EDDpDDg	54%	97%	-43%	57%	93%	-36%	69%	94%	-25%
EDDpDDu	53%	98%	-45%	57%	97%	-41%	67%	96%	-29%
EDDu	63%	98%	-34%	63%	97%	-35%	70%	96%	-26%
FIFO	63%	98%	-34%	63%	97%	-35%	70%	96%	-26%
LOPT	67%	99%	-32%	66%	100%	-34%	73%	97%	-25%
OSLg	66%	98%	-32%	65%	100%	-35%	74%	100%	-26%
OSLpDDu	55%	99%	-44%	57%	97%	-40%	68%	98%	-30%
OSLu	67%	100%	-33%	66%	100%	-34%	73%	99%	-26%
SOPT	60%	91%	-31%	61%	90%	-29%	71%	95%	-24%
GA	50%			53%			65%		

Bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 0,3$ wird das beste Ergebnis mit LS von 53 % eindeutig durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS führt die SOPT-Regel mit 91 % zu dem besten Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die CRA-, LOPT- und die OSLu-Regeln mit lediglich 67 % bzw. ohne LS durch die CRA- und OSLu-Regeln mit 100 % erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 45 % bei der EDDpDDu-Regel die größte Spanne erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 31 % gegeben. Durch Einsatz des GA

kann der Zielfunktionswert auf 50 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 3 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Bei einem Rüstfaktor von $\lambda = 1,0$ wird das beste Ergebnis mit LS von 57 % durch mehrere Prioritätsregeln gleichzeitig erzielt (CRpDDu, EDDpDDg, EDDpDDu sowie OSLpDDu), ohne LS ermittelt die SOPT-Prioritätsregel mit 90 % das beste Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die CRa-, LOPT- und OSLu-Regeln ermittelt und beträgt 66 %, ohne LS wird das Ergebnis von 100 % gleichwertig durch vier Prioritätsregeln erzielt (CRa, LOPT, OSLg und OSLu). Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 41 % bei der EDDpDDu-Regel die größte Spanne erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 29 % gegeben. Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert auf 53 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 4 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Im Falle eines Rüstfaktors von $\lambda = 3,0$ wird das beste Ergebnis mit LS durch die EDDpDDu-Regel ermittelt und beträgt 67 %. Ohne LS liegt der Wert bei 94 %, welcher durch die Regel EDDpDDg erreicht wird. Die schlechtesten Resultate liegen bei 74 % mit LS ermittelt durch die OSLg-Regel sowie 100 % ohne LS erreicht durch die EDDg- und OSLg-Regeln. Die größte Verbesserungsspanne erzielt die OSLpDDu-Regel mit 30 %, die kleinste hingegen die SOPT-Regel mit nur 24 %. Die erzielte Verbesserung der Einlastungsmatrix unter Einsatz des GA liegt bei 65 % gegenüber dem schlechtesten Wert ohne LS und somit 2 % unterhalb des besten Resultats der Prioritätsregeln mit LS.

6.2.3.3 Ergebnisse über alle Produktanzahlen und alle Rüstfaktoren

In diesem Abschnitt wird das relative Ergebnis je Prioritätsregel bezogen auf den Fall mit sowie ohne LS vorgestellt, wobei die Resultate den Mittelwert über alle Auftragsanzahlen und alle Rüstfaktoren bilden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 30 angegeben.

Tabelle 30: Ergebnisse über alle Rüstkfaktoren und alle Auftragsanzahlen (min X)

Ergebnisse über alle Rüstkfaktoren und alle Auftragsanzahlen (min X)			
Prioritätsregel	mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	Delta
CRa	69%	100%	-31%
CRpDDu	60%	98%	-39%
EDDg	66%	98%	-32%
EDDpDDg	60%	95%	-36%
EDDpDDu	59%	97%	-39%
EDDu	65%	97%	-32%
FIFO	65%	97%	-32%
LOPT	69%	99%	-30%
OSLg	68%	100%	-31%
OSLpDDu	60%	99%	-39%
OSLu	69%	100%	-31%
SOPT	64%	92%	-28%
GA	56%		

Über alle Testinstanzen hinweg wird das beste Ergebnis mit LS von 59 % durch die EDDpDDu-Regel erzielt, ohne LS ermittelt die SOPT-Prioritätsregel mit 92 % das beste Ergebnis. Das schlechteste Resultat wird mit LS durch die CRa-, LOPT- sowie die OSLu-Regeln ermittelt und beträgt 69 %, ohne LS wird das Ergebnis von 100 % durch die Regeln CRa, OSLg sowie OSLu erzielt. Betrachtet man die Verbesserung durch den Einsatz von LS, so wird mit 39 % bei den CRpDDu-, EDDpDDu- und OSLpDDu-Regeln die größte Spanne erzielt. Die schlechteste Verbesserung ist mit der SOPT-Regel von nur 28 % gegeben. Durch Einsatz des GA kann der Zielfunktionswert im Durchschnitt auf 56 % des schlechtesten Wertes ohne LS verbessert werden, was 3 % weniger als bei der besten Prioritätsregel mit LS entspricht.

Damit ist die relative Betrachtung der Verbesserung der Zielfunktionswerte für die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge abgeschlossen.

6.2.3.4 Auswertung der Lösungsgüte einzelner Prioritätsregeln

In diesem Abschnitt wird aufgezeigt, wie oft eine bestimmte Prioritätsregel den besten Zielfunktionswert ermittelt hat, untergliedert nach der Anzahl Aufträge sowie den

Rüstkfaktoren. Mehrfachnennungen sind möglich, da ein minimaler Zielfunktionswert durch mehrere Prioritätsregeln erreicht werden kann. Es werden zunächst in Tabelle 31 die Fälle mit LS ausgewertet, bevor Tabelle 32 die Ergebnisse ohne LS zeigt.

Tabelle 31: Anzahl der besten Prioritätsregeln mit Lot Streaming (min X)

Anzahl, wie oft jeweilige Prioritätsregel zum besten Ergebnis führt (je Rüstkfaktor und je Auftragsanzahl, mit Lot Streaming, min X)											
Priorregel	J=1			J=2				J=3			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe
CRa	Jede Regel führt zu gleichem Ergebnis			1	2	8	11	0	1	3	4
CRpDDu				8	16	13	37	5	9	10	24
EDDg				6	4	8	18	0	6	3	9
EDDpDDg				8	15	13	36	10	4	6	20
EDDpDDu				21	21	11	53	12	6	11	29
EDDu				0	2	7	9	0	3	7	10
FIFO				1	2	9	12	0	3	8	11
LOPT				1	3	8	12	0	3	3	6
OSLg				0	4	7	11	1	2	6	9
OSLpDDu				10	16	13	39	4	6	8	18
OSLu				0	2	8	10	0	2	4	6
SOPT				3	3	12	18	2	5	7	14

Unter Beachtung von LS werden für zwei Aufträge und einen Rüstkfaktor von $\Lambda = 0,3$ mit der EDDpDDu-Regel die meisten Übereinstimmungen erzielt, wohingegen niemals der beste Wert mit den Regeln EDDu, OSLg sowie OSLu erzielt wird. Erhöht sich der Rüstkfaktor auf $\Lambda = 1,0$, so gilt nach wie vor die EDDpDDu-Regel als beste Wahl, während die geringsten Übereinstimmungen durch vier Prioritätsregeln gleichwertig erzielt werden (CRa, EDDu, FIFO sowie OSLu). Bei einem Rüstkfaktor von $\Lambda = 3,0$ erzeugen die EDDu- sowie OSLg-Regeln die geringsten Übereinstimmungen mit dem minimalen Zielfunktionswert aller Prioritätsregeln und die Regeln CRpDDu, EDDpDDg sowie OSLpDDu die höchsten. In Summe über alle Rüstkfaktoren bei zwei Aufträgen zeigt sich die EDDpDDu-Regel als am besten geeignet, während die EDDu-Regel zu den geringsten Übereinstimmungen führt.

Bei drei betrachteten Aufträgen und einem Rüstkfaktor von $\Lambda = 0,3$ zeigt die EDDpDDu-Regel die meisten Übereinstimmungen, wohingegen gar keine besten Resultate mit einer Vielzahl an Regeln erzielt wird (CRa, EDDg, EDDu, FIFO, LOPT sowie OSLu). Wird der Rüstkfaktor auf $\Lambda = 1,0$ erhöht, so ermittelt die CRpDDu-Regel die besten und die CRa-Regel die schlechtesten Resultate. Bei einem Rüstkfaktor von $\Lambda = 3,0$ erzielt

die EDDpDDu-Regel die meisten Übereinstimmungen, wohingegen die wenigsten mit den Regeln CRa, EDDg sowie LOPT ermittelt werden. In Summe über alle Rüstfaktoren werden bei drei Aufträgen mit der EDDpDDu-Regel die meisten und mit der CRa-Regel die wenigsten Übereinstimmungen mit dem minimalen Zielfunktionswert je betrachteter Instanz erzielt.

Tabelle 32: Anzahl der besten Prioritätsregeln ohne Lot Streaming (min X)

Anzahl, wie oft jeweilige Prioritätsregel zum besten Ergebnis führt (je Rüstfaktor und je Auftragsanzahl, ohne Lot Streaming, min X)											
Priorregel	J=1			J=2				J=3			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	Summe
CRa	Jede Regel führt zu gleichem Ergebnis			21	17	16	54	9	5	18	32
CRpDDu				22	20	18	60	10	8	20	38
EDDg				24	21	12	57	10	9	11	30
EDDpDDg				24	24	26	74	15	18	23	56
EDDpDDu				26	18	17	61	10	10	23	43
EDDu				26	18	17	61	10	10	23	43
FIFO				26	18	17	61	10	10	23	43
LOPT				21	17	16	54	10	5	21	36
OSLg				22	15	15	52	9	6	13	28
OSLpDDu				22	20	18	60	10	9	18	37
OSLu				22	17	16	55	9	5	17	31
SOPT				29	28	23	80	24	20	20	64

Im Fall ohne LS ermittelt die SOPT-Regel die meisten Übereinstimmungen, wenn zwei Aufträge und ein Rüstfaktor von $\Lambda = 0,3$ betrachtet wird. Die wenigsten Treffer erzielen hierbei die CRa- und LOPT-Regeln. Für einen Rüstfaktor von $\Lambda = 1,0$ ist wiederum die SOPT-Regel am besten geeignet, wohingegen die Regel OSLg zu den schlechtesten Werten führt. Bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 3,0$ zeigen sich die EDDpDDg-Regel am besten und die EDDg-Regel am schlechtesten geeignet. In Summe über alle Rüstfaktoren zeigt sich die SOPT-Regel bei zwei Aufträgen als am besten geeignet, während die OSLg-Regel insgesamt zu den schlechtesten Werten der Übereinstimmung führt.

Für die Betrachtung dreier Aufträge und eines Rüstfaktors von $\Lambda = 0,3$ ist die SOPT-Regel am besten geeignet mit den meisten Übereinstimmungen. Die wenigsten Treffer erzielen die CRa-, OSLg- und OSLu-Regeln. Wird der Rüstfaktor auf $\Lambda = 1,0$ erhöht, so ist nach wie vor die SOPT-Regel mit den meisten Übereinstimmungen zu finden, wohingegen die geringsten Übereinstimmungen mit den Regeln CRa, LOPT und OSLu

ermittelt werden. Bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 3,0$ sind mehrere Prioritätsregeln mit gleichguten Resultaten zu finden (EDDpDDg, EDDpDDu, EDDu sowie FIFO), wohingegen die EDDg-Regel zu den schlechtesten Ergebnissen führt. In Summe über alle Rüstfaktoren bei drei Aufträgen zeigen sich die SOPT-Regel als am besten und die OSLg-Regel als am schlechtesten geeignet, um den geringsten Zielfunktionswert zu ermitteln.

6.2.3.5 Auswertung der Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen

In diesem Abschnitt werden die Kennzahlen JS und JK bzgl. der Zuordnungen von Sublots zu Lieferterminen untersucht, jeweils pro Anzahl Aufträge und Rüstfaktor.

Tabelle 33: Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen (min X)

Zuordnung von Lieferterminen zu Sublots bzw. Sublots zu Lieferterminen (min X)				
Kennzahl	J=1			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	alle Λ
JS	8%	8%	8%	8%
JK	80%	70%	36%	62%
Kennzahl	J=2			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	alle Λ
JS	11%	12%	17%	13%
JK	41%	35%	22%	33%
Kennzahl	J=3			
	$\Lambda=0,3$	$\Lambda=1,0$	$\Lambda=3,0$	alle Λ
JS	12%	14%	22%	16%
JK	32%	25%	18%	25%
JS: Anteil der Sublots an der Gesamtanzahl Sublots, die mehr als einen Liefertermin bedienen				
JK: Anteil der Liefertermine an der Gesamtanzahl Liefertermine, die von mehr als einem Sublot bedient werden				

Die Kennzahl JS steigt im Durchschnitt über alle Rüstfaktoren mit zunehmender Auftragsanzahl an, wohingegen die Kennzahl JK abnimmt. Innerhalb der Rüstfaktoren ist zu erkennen, dass JS steigt, wenn der Rüstfaktor zunimmt und JK in diesen Fällen abnimmt. Außerdem ist ersichtlich, dass der Rüstfaktor keinen Einfluss auf die Aufteilung der Mengen aus Sublots auf mehrere Liefertermine für den Fall eines

Auftrags hat, da der Wert konstant bei 8 % verbleibt. Damit ist die Vorstellung der Resultate aus den numerischen Untersuchungen für beide Zielfunktionen abgeschlossen und es folgt die Diskussion der Ergebnisse.

6.3 Diskussion der Ergebnisse

Die Forschungsfragen, wie sie in Abschnitt 6.1.5 aufgestellt wurden, werden in diesem Abschnitt mittels der Ergebnisse aus den numerischen Untersuchungen beantwortet, einerseits zur Minimierung der Terminabweichung, andererseits zur Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge. Ihre Beantwortung erfolgt zum einen in Form einer Diskussion der Rechnungen mittels quantitativer Ergebnisse, sowie zum anderen durch allgemeingültige, qualitative Aussagen. Es soll dabei eine möglichst allgemeingültige Beurteilung zur Wirkung des Verfahrens getroffen werden. Hierzu wird an geeigneten Stellen eine Behauptung als Hypothese formuliert und statistisch untersucht, ob diese richtig ist oder verworfen werden muss. Alle statistischen Analysen wurden mit der Software IBM SPSS Statistics 21 durchgeführt.

Da die Daten nicht als normalverteilt angenommen werden können,²⁸⁹ erfolgt die Darstellung von Werten für statistische Analysen in Form von Medianen und Interquartilbereichen. Zusätzlich werden stellenweise Mittelwerte und Standardabweichungen angeführt, um die Ergebnisse weiter auszuführen. Ein zweiseitiger P-Wert von kleiner als 5 % wird als statistisch signifikant angenommen. Deskriptive Auswertungen der zugrunde liegenden Daten finden sich zudem im Anhang in Abschnitt A.3.

6.3.1 Forschungsfrage 1: Zielwertverbesserung durch Lot Streaming

Die erste Forschungsfrage umfasst die Verbesserung des Zielfunktionswerts durch den Einsatz von LS im Vergleich zu einer Einplanung der Aufträge ohne Sublots. Um dies zu analysieren, wird in den nachfolgenden Darstellungen die Höhe der Zielfunktionswerte als Mittelwerte mit und ohne LS dargestellt sowie ihre Standardabweichung mit angegeben. Diese Betrachtung wird getrennt je Zielsetzung vorgenommen, respektive für die Minimierung von PN und die Minimierung von X . Hieraus resultieren die in Abbildung 45 und Abbildung 46 aufgezeigten Darstellungen.

²⁸⁹ Die zugrunde liegenden Datensätze wurden durch den Kolmogorov-Smirnov-Test auf Normalverteilung geprüft. Die Nullhypothese, dass normalverteilte Daten für die Zielfunktionswerte sowie die Kennzahlen JS und JK vorliegen, wird in allen betrachteten Fällen auf einem Signifikanzniveau von 5 % abgelehnt.

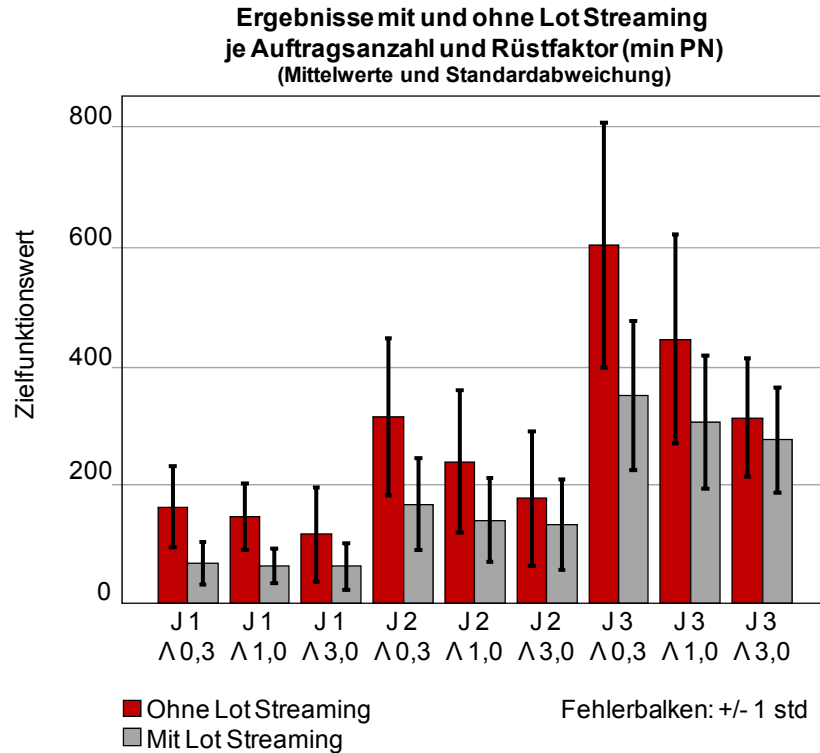


Abbildung 45: Ergebnisse der Zielfunktionswerte über alle Prioritätsregeln ohne GA mit und ohne Lot Streaming für die Minimierung der Terminabweichung

Zunächst ist in Abbildung 45 ersichtlich, dass ein deutlicher Anstieg der Terminabweichung bei drei Aufträgen im Vergleich zu einem oder zwei Aufträgen vorliegt. Dies lässt sich aus den gewählten Parametern erklären, vor allem aber aus den größeren Zielkonflikten bei der Frage, welches Auftrags-Sublot wann einzuplanen ist, um die relativ engen Lieferterminfenster einzuhalten. In beiden Fällen lässt sich erkennen, dass die Terminabweichung mit steigendem Rüstfaktor sinkt. Außerdem ist ersichtlich, dass sich mit steigendem Rüstfaktor pro Sublot die Zielfunktionswerte mit und ohne LS annähern. Erklärt werden kann dies dadurch, dass je höher der Rüstaufwand für ein Sublot ist, je weniger sinnvoll eine Aufteilung in Sublots erscheint. Es wird festgestellt, dass die Anwendung von LS in allen betrachteten Probleminstanzen zu einer Verbesserung der Terminabweichung führt und somit das vorgestellte Verfahren seine Eignung zur Verringerung des Zielfunktionswertes beweist. Dass es keine Verschlechterungen gibt, ergibt sich aus der Tatsache, dass die Option der Bildung von Sublots den Alternativenraum bei der Lösungsfindung vergrößert.

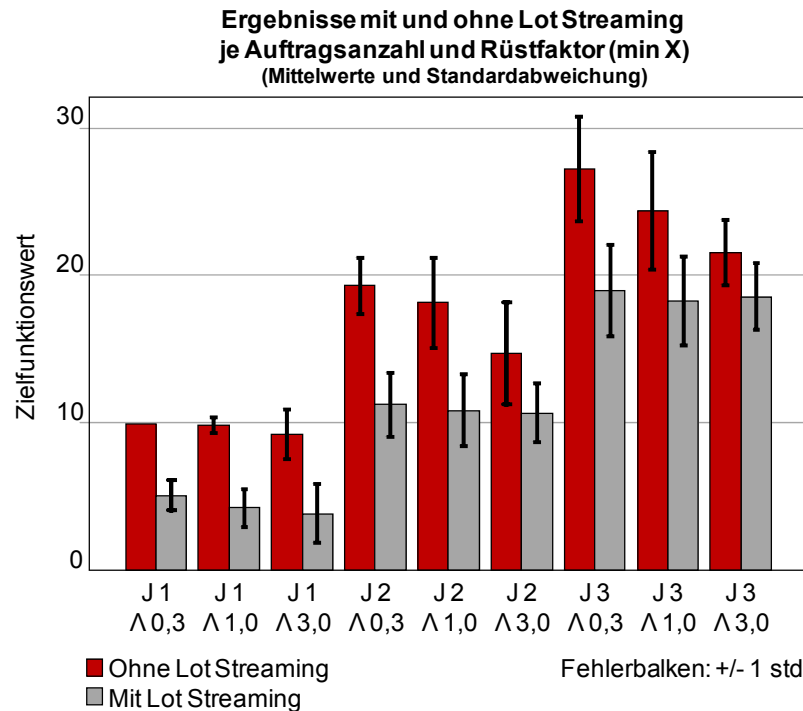


Abbildung 46: Ergebnisse der Zielfunktionswerte über alle Prioritätsregeln ohne GA mit und ohne Lot Streaming für die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge

Abbildung 46 zeigt ein ähnliches Bild für die Zielsetzung Verringerung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge. Die oben getroffenen Aussagen können daher vollständig übernommen werden. Einzig fällt auf, dass der Zielfunktionswert für drei Aufträge und einem Rüstfaktor von $\Lambda = 3,0$ unter Einsatz von LS geringfügig über dem Wert für drei Aufträge und einem Rüstfaktor von $\Lambda = 1,0$ liegt. Unter Berechnung von deutlich mehr als 30 Testinstanzen je Kombination aus Aufträgen und Rüstfaktoren ist zu erwarten, dass der mittlere Zielfunktionswert für $J = 2$ und $\Lambda = 1,0$ auf ein Niveau zwischen $\Lambda = 0,3$ und $\Lambda = 3,0$ bei zwei Aufträgen ansteigt und diese kleine Abweichung nicht mehr auftritt.

Auf Abbildung 45 und Abbildung 46 basierend zeigt Abbildung 47 die relative Verbesserung durch Lot Streaming im Vergleich zu dem Ergebnis ohne Aufteilung der Aufträge auf, respektive die relative Differenz der grauen und roten Balken.²⁹⁰

²⁹⁰ Das relative Verbesserungspotenzial wurde als Quotient des durchschnittlichen Zielfunktionswertes mit Lot Streaming dividiert durch den durchschnittlichen Zielfunktionswert ohne Lot Streaming ermittelt.

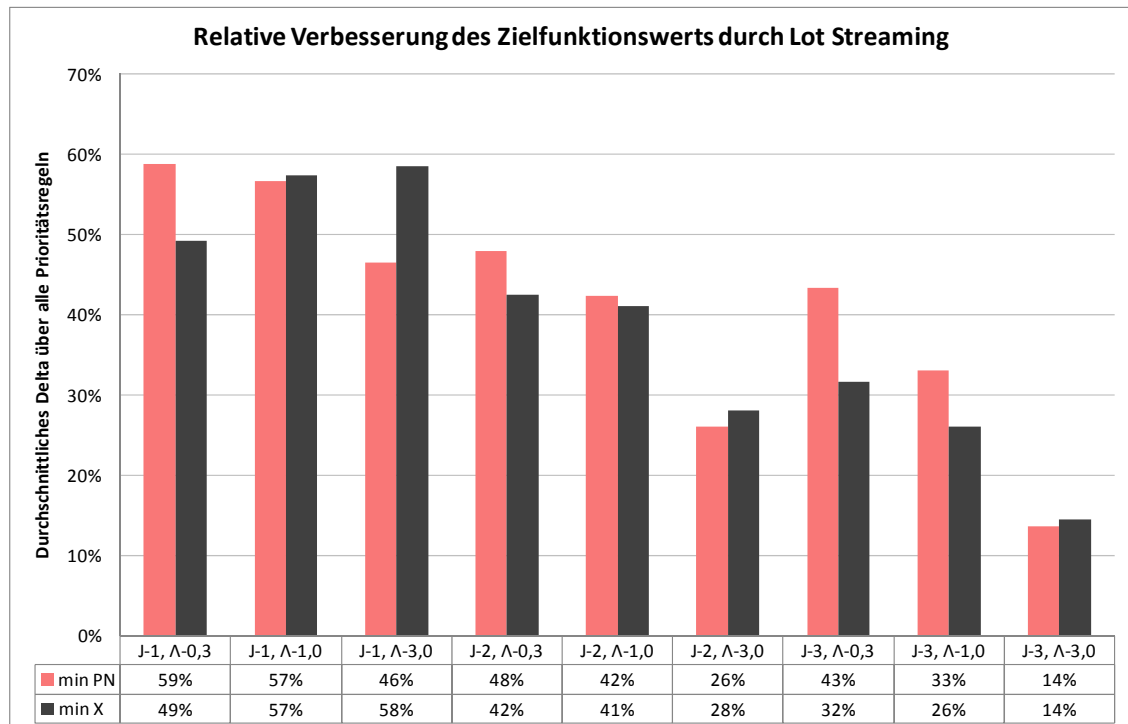


Abbildung 47: Relative Verbesserung der Zielfunktionswerte über alle Prioritätsregeln ohne GA durch Lot Streaming

Deutlich zu erkennen ist, dass mit steigenden Rüstfaktoren in den betrachteten Beispielen das relative Verbesserungspotenzial sinkt. Erklärt werden kann dieser Effekt dadurch, dass vermehrt Zielkonflikte bei der Einlastung der Aufträge auf den Maschinen auftreten und die relativ engen Zielterminfenster, wie sie durch die Annahmen bei den Parametern erzeugt werden, sich schwerer mit einer kundengerechten Fertigstellung zum Wunschtermin erfüllen lassen.

Die einzige Ausnahme bildet hier der Fall eines Auftrags bei der Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge, wofür ein steigendes Verbesserungspotenzial beobachtet wird. Bei nur einem Auftrag treten Zielkonflikte bei der Auftragseinplanung nur zwischen den Sublots dieses Auftrags, jedoch nicht mit anderen Aufträgen auf, wobei die Sublots a priori unbekannt sind und somit bestmöglich hinsichtlich ihrer Anzahl und jeweiligen Größe bestimmt werden können. Dennoch entspricht dieser Effekt nicht den Erwartungen an die Ergebnisse. Hier bietet sich eine deutlich ausführlichere Analyse an, worauf auch im Ausblick dieser Arbeit im nächsten Kapitel eingegangen wird.

Um die Vorteile durch LS weiter zu bekräftigen, wird eine statistische Analyse durchgeführt. Der Unterschied zwischen den Ergebnissen mit und ohne LS wird mit dem Wilcoxon-Mann-Whitney-Test untersucht, da mit den beiden Zielfunktionswerten eine verbundene Stichprobe mit zwei unabhängigen Variablen vorliegt. Untersucht wird die Nullhypothese, dass es keinen signifikanten Unterschied zwischen den Medianwerten beider Verteilungen gibt. Hierfür zeigen Abbildung 48 und Abbildung 49²⁹¹ zunächst Boxplot-Darstellungen der Ergebnisse.

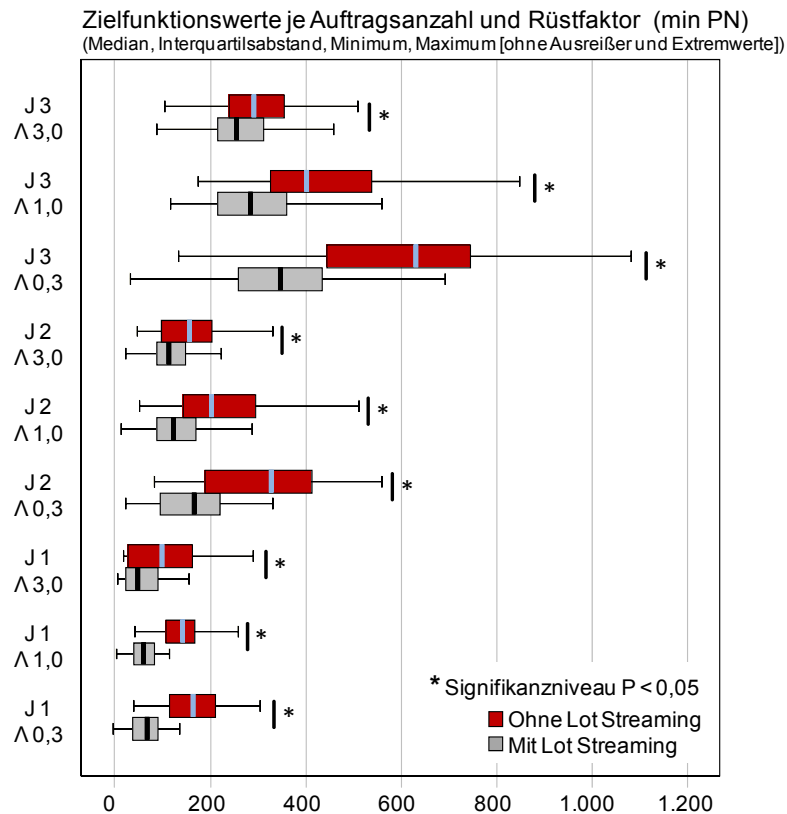


Abbildung 48: Boxplot der Ergebnisse mit und ohne Lot Streaming über alle Prioritätsregeln ohne GA bei Minimierung der Terminabweichung

²⁹¹ In Abbildung 49 sind keine Balken zur Darstellung der Ergebnisse ohne Lot Streaming für $J = 1$ sowie $J = 2$ bei einem Rüstfaktor von $\Lambda = 0,3$ ersichtlich. Dies liegt daran, dass in diesen Testinstanzen in nur sehr wenigen Ausnahmefällen nicht alle Einheiten nicht termingerecht fertiggestellt wurden. Diese Extremwerte sind in den Darstellungen exkludiert.

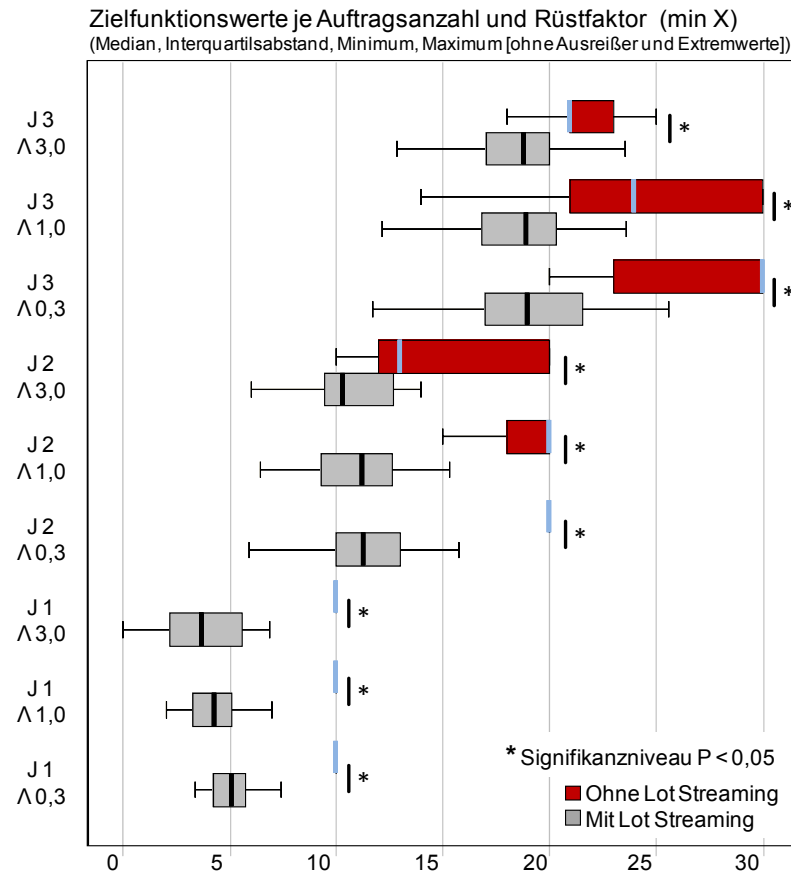


Abbildung 49: Boxplot der Ergebnisse mit und ohne Lot Streaming über alle Prioritätsregeln ohne GA bei Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge

Die oben gestellte Nullhypothese wird für jede Kombination aus Anzahl Aufträge und Rüstfaktor auf einem Signifikanzniveau von $P = 5\%$ verworfen. Dieses Ergebnis gilt für beide Zielfunktionen. Somit liegt in allen Fällen ein signifikanter Unterschied zwischen dem Ergebnis ohne LS und dem Ergebnis mit LS vor, was die Vorteilhaftigkeit einer Nutzung von Sublots weiter unterstreicht.

6.3.2 Forschungsfrage 2: Nutzung eines Sublots für mehrere Liefertermine

In Abbildung 50 ist die Auswertung dargestellt für die Kennzahlen JS bzw. JK , unterschieden nach den beiden betrachteten Zielsetzungen. In diesem Abschnitt wird zunächst auf die Frage der Nutzung eines Sublots für mehrere Liefertermine (JS) eingegangen, wohingegen die Belieferung eines Liefertermins durch mehrere Sublots (JK) im nächsten Abschnitt betrachtet wird.

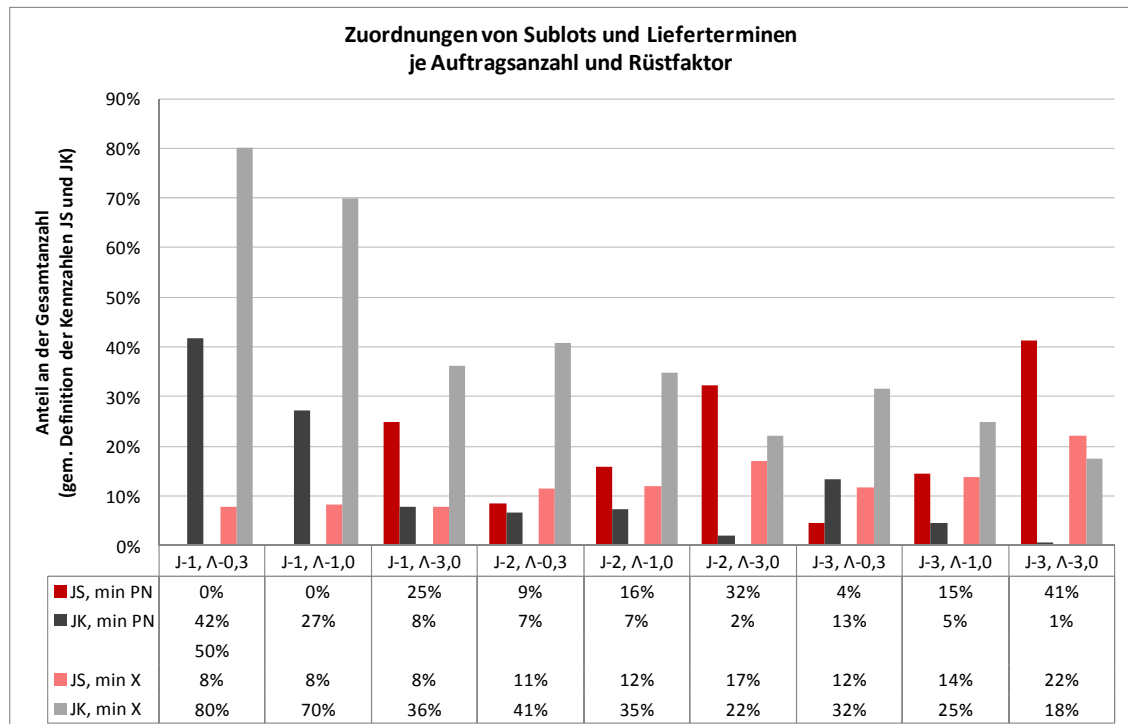


Abbildung 50: Zuordnungen von Sublots und Lieferterminen

Zunächst ist auffällig, dass mit steigenden Rüstfaktoren öfters ein Sublot mehrere Liefertermine bedient. Dies ist darauf zurückzuführen, dass tendenziell weniger Sublots gebildet werden, je mehr Rüstaufwand pro Sublot anfällt, und somit eine geringere Zahl an Sublots für die einzelnen Liefertermine verwendet werden muss. In dieser Betrachtung ist auch ersichtlich, dass für die Zielsetzung Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge und nur eines zu produzierenden Auftrags alle Werte für JS identisch bei 8 % liegen und somit nicht auf Änderungen der Rüstfaktoren reagieren. Bei der Minimierung der Terminabweichung erfolgt zudem für $J = 1$ und den Rüstfaktoren $\Lambda = 0,3$ und $\Lambda = 1,0$ gar keine Verwendung eines Sublots für mehrere Liefertermine, was ausdrückt, dass hier flexibel genug geplant werden kann und somit die Due Windows bestmöglich eingehalten werden können.

Ob ein Unterschied der Ergebnisse für die Kennzahl JS zwischen der Anzahl Aufträge bzw. den einzelnen Rüstfaktoren besteht, wird statistisch durch den Kruskal-Wallis-Test ermittelt, weil mehr als zwei unabhängige Stichproben zu analysieren sind. Hierzu zeigt Abbildung 51 die Boxplots je Zielfunktion für die Kennzahl JS auf.

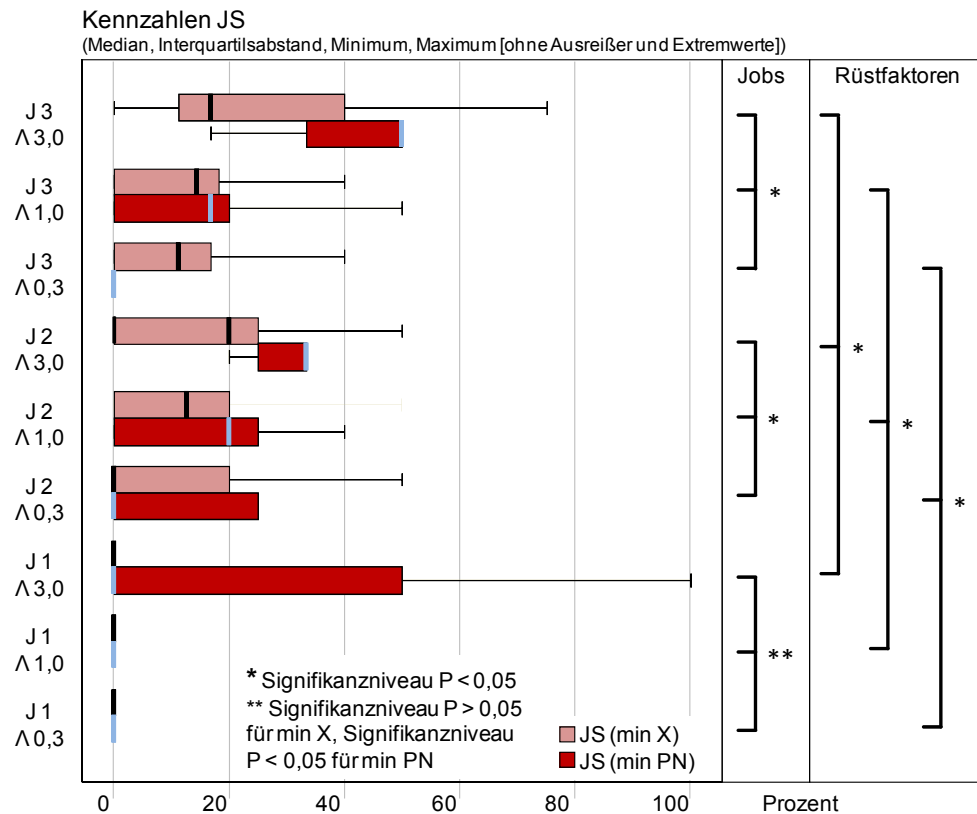


Abbildung 51: Boxplot für Kennzahl JS

Der Kruskal-Wallis-Test bescheinigt für alle Testinstanzen signifikante Unterschiede zwischen den Rüstfaktoren innerhalb einer Auftragsanzahl sowie zwischen der Anzahl Aufträge innerhalb eines Rüstfaktors. Die hierbei auf einem Signifikanzniveau von 5 % abgelehnte Nullhypothese besagt, dass die Verteilung der Kennzahl JS über alle Kategorien der Auftragsanzahl bzw. der Rüstfaktoren gleich ist. Einzige Ausnahme stellt die Auswertung für die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge und nur einem zu betrachtenden Auftrag über alle Rüstfaktoren dar. Hier liegt kein signifikanter Unterschied vor, was auch aus Abbildung 50 hervorgeht, da hierfür $JS = 8\%$ in allen Fällen gilt. Es wird somit festgehalten, dass die Zuordnung eines Sublots zu mehreren Lieferterminen in den meisten Fällen signifikant unterschiedlich ausfällt, wenn andere Auftragsanzahlen und Rüstfaktoren betrachtet werden.

6.3.3 Forschungsfrage 3: Belieferung eines Liefertermins durch mehrere Sublots

Zur Beantwortung der Frage, in wie fern ein Liefertermin durch mehrere Sublots bedient wird, wird zunächst auf Abbildung 50 verwiesen. Aus dieser ist ersichtlich, dass mit steigendem Rüstaufwand pro Sublot die Belieferung eines Liefertermins durch

mehrere Sublots abnimmt. Dies ist darauf zurückzuführen, dass die Bildung mehrerer Sublots unattraktiv wird und tendenziell dazu übergegangen wird, dass die Bereitstellung der Mengen eines Liefertermins nur aus einem Sublot erfolgt.

Der Effekt nimmt weiterhin ab, je mehr Aufträge zu betrachten sind. Dies kann dadurch erklärt werden, dass die zeitlichen Ressourcen auf den Maschinen knapper werden und es nicht mehr einfach möglich ist, für jeden Auftragsliefertermin mehrere kleine Sublots zu verwenden, um die geforderten Mengen zu produzieren.

Der statistische Unterschied der Ergebnisse für die Kennzahl JK zwischen der Anzahl Aufträge bzw. den einzelnen Rüstfaktoren wird, wie bereits für JS , durch den Kruskal-Wallis-Test ermittelt. Hierzu zeigt Abbildung 52 die Boxplots je Zielfunktion für die Kennzahl JK auf.

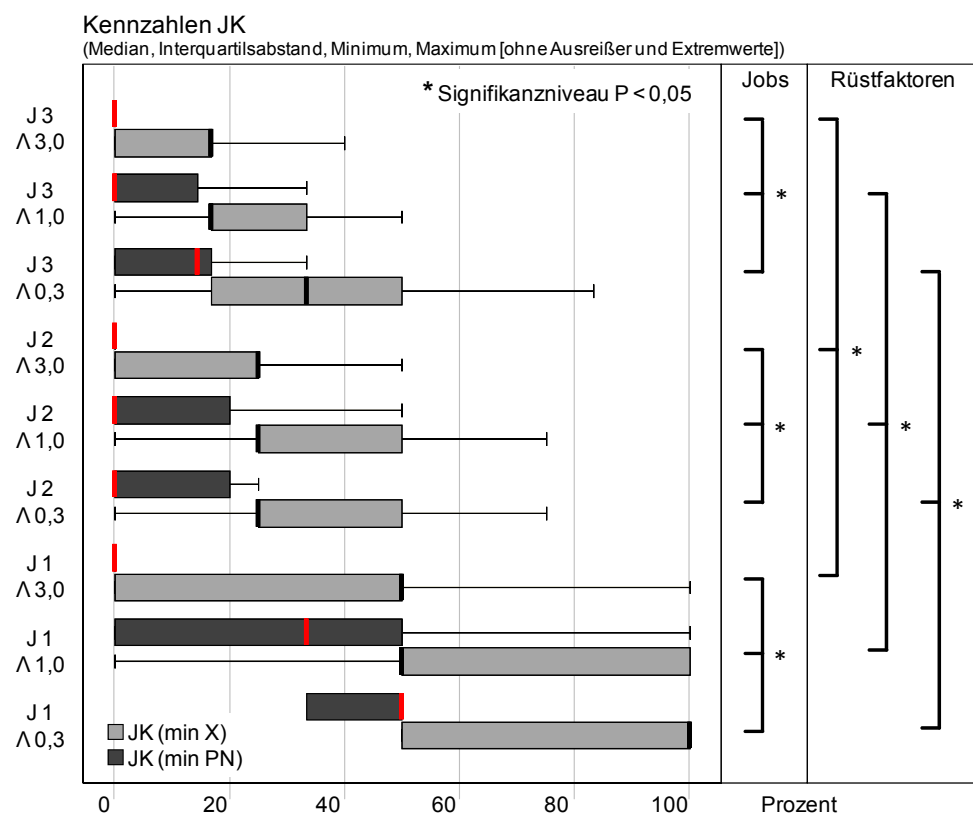


Abbildung 52: Boxplots für Kennzahl JK

Die Nullhypothese, dass die Verteilung der Kennzahl JK über alle Kategorien der Auftragsanzahlen bzw. Rüstfaktoren gleich sei, wird auf einem Signifikanzniveau von 5 % für alle Vergleiche abgelehnt. Konkret wird der Unterschied zwischen einzelnen

Auftragsanzahlen sowie zwischen den einzelnen Rüstfaktoren betrachtet. Somit ist statistisch nachgewiesen, dass die Belieferung eines Liefertermins durch mehrere Sublots signifikant unterschiedlich mit der Anzahl zu berücksichtigender Aufträge sowie der relativen Rüstzeit im Vergleich zur Bearbeitungszeit ausfällt.

Eine wichtige Erkenntnis aus dieser und der vorhergehenden Forschungsfrage liegt zudem darin, dass die Kennzahlen JS und JK nicht direkt miteinander korrelieren, weil JS vor allem davon abhängig ist, wie weit die einzelnen Liefertermine zeitlich auseinander liegen, wohingegen JK davon abhängig ist, wie lange die benötigte Prozesszeit auf den Maschinen zur Fertigung der Aufträge ausfällt. Für die hier vorgestellten numerischen Untersuchungen sind teilweise eng zusammen liegende Liefertermine zwischen den einzelnen Aufträgen bestimmt worden, wobei die Liefertermine eines Auftrags tendenziell weiter auseinanderliegen.

6.3.4 Forschungsfrage 4: Einfluss von Rüstprozessen

Zur Beantwortung der Frage, in wie fern Rüstprozesse die Bildung von Sublots beeinflussen, werden die folgenden Erkenntnisse festgehalten. Da im Modellansatz dieser Arbeit von einem Rüstprozess je Sublot ausgegangen wird, liegt ein direkter Zusammenhang zwischen der Sublot-Bildung und der Anzahl durchzuführender Rüstprozesse vor.

Aus Abbildung 50 ist ersichtlich, dass i. d. R. eine längere Dauer pro Rüstvorgang dazu führt, dass weniger Sublots gebildet werden. Bei nur sehr kurzen Rüstzeiten im Vergleich zur Bearbeitungszeit der Einheiten können diese fast vernachlässigt werden und erlauben somit eine sehr flexible Wahl zwischen allen möglichen Sublot-Anzahlen, bis hin zu Unit-size Sublots im Extremfall. Somit beeinflussen längere Rüstzeiten pro Sublot die Bildung von Sublots negativ.

6.3.5 Forschungsfrage 5: Einfluss der Anzahl Aufträge

Um zu beantworten, in wie fern die Anzahl Aufträge die Bildung von Sublots beeinflusst, ist zunächst nach den Fertigstellungsterminen dieser Aufträge zu fragen. Wenn bspw. für zwei Aufträge jeweils ein Liefertermin im gleichen Zeitfenster liegt, so wird zwangsläufig ein Zielkonflikt bei der Einplanung der Aufträge auf den Maschinen auftreten, weil beide Aufträge möglichst zum geforderten Liefertermin fertiggestellt sein sollen. Somit werden tendenziell mit einer steigenden Anzahl Aufträge vermehrt

Sublots pro Auftrag gebildet. Es ist dabei jedoch zu beachten, dass die Bildung von Sublots, wie im vorherigen Abschnitt erläutert, auch stark mit der relativen Dauer der Rüstprozesse zusammenhängt. Somit muss abgewogen werden, ob zusätzliche Sublots für einen Auftrag, welche zur Lösung von Zielkonflikten bei der Einplanung der Aufträge auf den Maschinen beitragen können, gebildet werden sollen, wenn hierdurch steigende Rüstzeiten in Kauf genommen werden müssen.

6.3.6 Forschungsfrage 6: Verbesserung des Zielfunktionswertes durch einzelne Prioritätsregeln

Um die Güte der Prioritätsregeln zu beurteilen, werden die relativen Auswertungen über alle Produktanzahlen und Rüstfaktoren, wie es in Abbildung 53 gezeigt ist, als Basis genommen. Der höchste Wert je Zielfunktion ohne LS ist auf 100 % gesetzt und die anderen Werte als prozentualer Anteil dieses Maximalwertes angegeben.

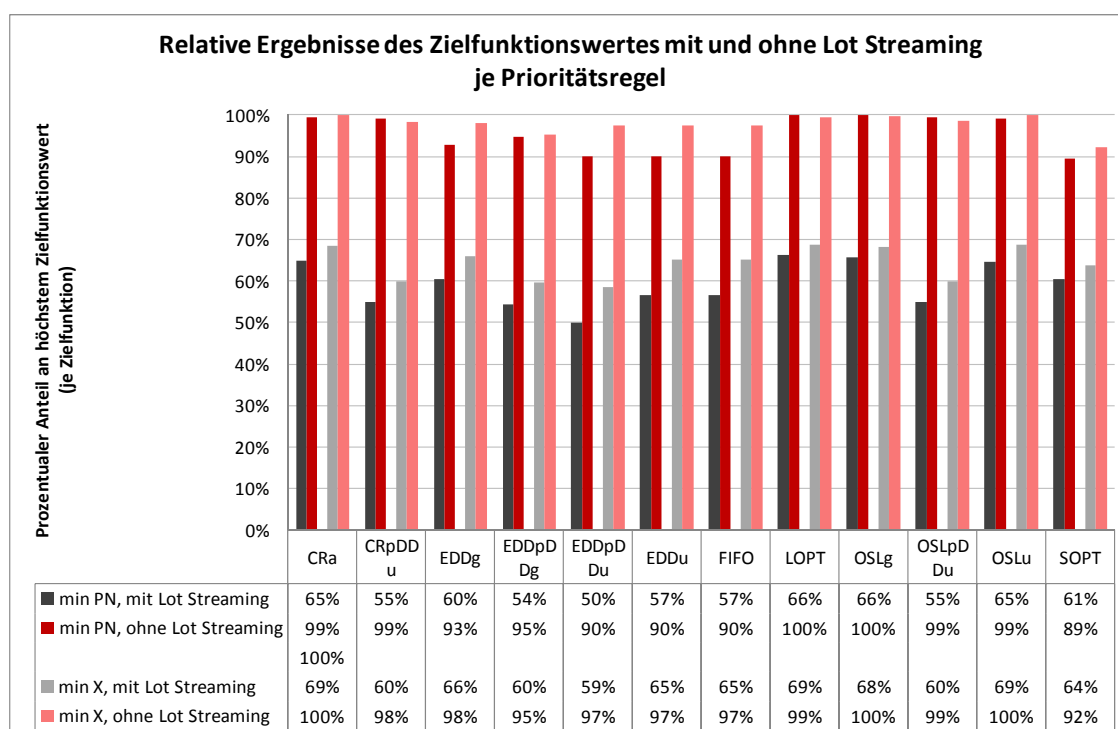


Abbildung 53: Relative Ergebnisse des Zielfunktionswertes mit und ohne Lot Streaming je Prioritätsregel

Im Durchschnitt der Berechnungen wird der beste Wert *PN* für den Fall ohne LS mit der SOPT-Regel ermittelt (89 %). Unter Einbezug von LS zeigt sich die EDDpDDu-Regel am besten geeignet mit einer Reduzierung auf 50 %. Bei Betrachtung der

Zielsetzung Minimierung von X ist ebenfalls die SOPT-Regel für den Fall ohne LS mit dem besten Ergebnis angegeben (92 %). Wird die Aufteilung des Auftrags in Sublots berücksichtigt, so liefert wiederum die EDDpDDu-Regel mit 59 % die besten Resultate.

Zur Beantwortung der hier gestellten Forschungsfrage wird festgehalten, dass eine Due Date-orientierte Regel, welche die Möglichkeit von Intermingling Schedules zwischen Sublots verschiedener Aufträge bietet und keine Gewichtung der Liefertermine mit den geforderten Mengen vornimmt, am besten geeignet ist, um den Zielfunktionswert unter Einsatz von LS zu minimieren. Hingegen ist eine Prioritätsregel mit ausschließlichem Bezug zu der Bearbeitungsdauer, die Aufträge mit geringeren Prozesszeiten vorrangig berücksichtigt, am besten geeignet, wenn kein LS angewendet wird. Dies ist die zusammenfassende Antwort resultierend aus allen betrachteten Untersuchungsinstanzen. In Spezialfällen, die sich bspw. nach der Anzahl betrachteter Aufträge oder den Rüstfaktoren unterscheiden lassen, können jedoch auch andere Regeln zu besseren Ergebnissen führen, wie in Abschnitt 6.2 bereits ausgeführt.

6.3.7 Forschungsfrage 7: Vergleich der Prioritätsregeln zueinander

Zur Beantwortung der Frage, in wie vielen Fällen eine bestimmte Prioritätsregel das beste Resultat für die betrachtete Zielsetzung liefert, wird auf die Auswertungen aus den Abschnitten 6.2.2.4 und 6.2.3.4 zurückgegriffen. Die Betrachtung nur eines Auftrages wird außen vor gelassen, weil hier jede Regel zu gleichen Ergebnissen führt. Folglich werden für jede Prioritätsregel 180 Fälle²⁹² untersucht. Durch Aggregation der Fälle je Prioritätsregel, in denen der gefundene Zielfunktionswert der Beispielinstanz mit dem kleinsten Zielfunktionswert aller Prioritätsregeln übereinstimmt, lässt sich die durchschnittliche Eignung einer Prioritätsregel zum Auffinden des besten Zielwertes bewerten.

Betrachtet man die Zielsetzung Minimierung der Terminabweichung, so fällt auf, dass unter Einsatz von LS die EDDpDDu-Regel am häufigsten den besten Zielfunktionswert über alle Prioritätsregeln ermittelt (116 Fälle²⁹³). Hingegen liefert die LOPT-Regel in nur

²⁹² 30 Testinstanzen je Prioritätsregel multipliziert mit 3 Rüstfaktoren und 2 verschiedenen Auftragsanzahlen ergibt 180 Testfälle.

²⁹³ Vgl. Spalten in Tabelle 25: $59+57=116$. Diese Berechnung gilt analog für die weiteren Ergebnisse. Die Angaben ohne Lot Streaming bzw. für die Zielsetzung Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge jeweils mit und ohne Lot Streaming beziehen sich auf Tabelle 26, Tabelle 31 sowie Tabelle 32.

10 Fällen den besten Wert und gilt somit als schlechteste Regel in dieser Kategorie. Wird die Nutzung von Sublots nicht betrachtet, so zeigt sich die EDDpDDu-Regel weiterhin als geeignet (100 Fälle) und die OSLg-Regel mit nur 52 Fällen als schlechteste Prioritätsregel.

Für die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge und LS ist ebenfalls die EDDpDDu-Regel am besten geeignet, was in 82 Fällen belegt ist. Das schlechteste Ergebnis zeigt die CRa-Regel in nur 15 Fällen. Ohne LS ist die SOPT-Regel mit 144 Fällen die stärkste Prioritätsregel, wohingegen die OSLg-Regel mit 80 Fällen die wenigsten Übereinstimmungen mit dem geringsten ermittelten Zielfunktionswert aufzeigt.

Zusammenfassend wird festgehalten, dass die EDDpDDu-Regel im Mittel über alle betrachteten Testinstanzen die beste Prioritätsregel ist, wobei es Fälle gibt, in denen andere Regeln bessere Ergebnisse erzielen.

Um die vorgestellten Prioritätsregeln untereinander vergleichen zu können, werden in Tabelle 34 und Tabelle 35 für die beiden Zielsetzungen Verhältniszahlen zwischen den Prioritätsregeln vorgestellt. Dafür werden die durchschnittlichen Ergebnisse der Zielfunktionswerte über alle Rüstkfaktoren und alle Auftragsanzahlen als Basis zugrunde gelegt, wobei nur Bezug auf die Fälle mit Lot Streaming genommen wird. Anschließend wird in der Matrix das Rechenergebnis einer Prioritätsregel relativ zu dem Rechenergebnis einer anderen Regel angegeben, welches i. d. R. niedriger oder höher ausfällt. Die Spalten geben die Regel an, welche als 100 % betrachtet und somit als Divisoren herangezogen werden, wohingegen die Regeln in den Zeilen als Dividenden in die Berechnung eingehen.²⁹⁴

²⁹⁴ Ein Beispiel zur Veranschaulichung: Um die Regel CRpDDu mit der Regel EDDpDDu zu vergleichen, werden die durchschnittlichen Zielfunktionswerte mit Lot Streaming über alle Testinstanzen herangezogen, unabhängig von den Rüstkfaktoren und der Auftragsanzahl. Diese sind 160,35 ZE Terminabweichung für die CRpDDu-Regel und 145,47 ZE für die EDDpDDu-Regel. Folglich wird $160,35 \text{ ZE} / 145,47 \text{ ZE} = 1,10$ gerechnet, entsprechend 110 %.

Tabelle 34: Vergleich der Prioritätsregeln bei der Minimierung der Terminabweichung

Minimierung von PN		an dem Ergebnis aus Prioritätsregel**											
		CRa	CRpDDu	EDDg	EDDpDDg	EDDpDDu	EDDu	FIFO	LOPT	OSLg	OSLpDDu	OSLu	SOPT
Anteil der Terminabweichung aus Prioritätsregel*	CRa		118%	108%	119%	130%	115%	115%	98%	99%	118%	100%	107%
	CRpDDu	85%		91%	101%	110%	97%	97%	83%	84%	100%	85%	91%
	EDDg	93%	110%		111%	121%	107%	107%	91%	92%	110%	93%	100%
	EDDpDDg	84%	99%	90%		109%	96%	96%	82%	83%	99%	84%	90%
	EDDpDDu	77%	91%	83%	92%		88%	88%	75%	76%	91%	77%	82%
	EDDu	87%	103%	94%	104%	113%		100%	85%	86%	103%	87%	93%
	FIFO	87%	103%	94%	104%	113%	100%		85%	86%	103%	87%	93%
	LOPT	102%	120%	110%	122%	133%	117%	117%		101%	121%	102%	109%
	OSLg	101%	119%	109%	121%	131%	116%	116%	99%		119%	101%	108%
	OSLpDDu	85%	100%	91%	101%	110%	97%	97%	83%	84%		85%	91%
	OSLu	100%	118%	107%	119%	130%	114%	114%	98%	99%	118%		107%
	SOPT	93%	110%	100%	111%	121%	107%	107%	91%	92%	110%	94%	

* entspricht den Dividenten in der Divisionsrechnung zur Ermittlung des prozentualen Anteils an einer anderen Prioritätsregel

** entspricht den Divisoren in der Divisionsrechnung, respektive der auf 100 % gesetzten Prioritätsregeln

Aus Tabelle 34 ist ersichtlich, dass bspw. die Prioritätsregel CRpDDu im Durchschnitt über alle Testinstanzen einen Zielfunktionswert ermittelt, der um 10 % höher liegt als das Ergebnis der EDDpDDu-Regel. Fälle, die eine schlechtere Relation darstellen, sind rot eingefärbt, wohingegen Fälle mit besseren Verhältnissen grün gefärbt sind. Indifferente Ergebnisse sind nicht gefärbt, d. h. es gibt in diesen Fällen keine Unterschiede hinsichtlich der betrachteten Zielgröße zwischen zwei bestimmten Prioritätsregeln. So ist bspw. das durchschnittliche Ergebnis der EDDpDDg-Regel 17 % besser als das Ergebnis der OSLg-Regel. Nach dem gleichen Schema ist Tabelle 35 für die nicht termingerecht fertiggestellte Menge als Zielsetzung aufgebaut.

Tabelle 35: Vergleich der Prioritätsregeln bei der Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge

Minimierung von X		an dem Ergebnis aus Prioritätsregel**											
		CRa	CRpDDu	EDDg	EDDpDDg	EDDpDDu	EDDu	FIFO	LOPT	OSLg	OSLpDDu	OSLu	SOPT
Anteil der nicht termingerecht fertiggestellten Menge aus Prioritätsregel*	CRa		115%	104%	115%	117%	105%	105%	100%	101%	115%	100%	107%
	CRpDDu	87%		91%	100%	102%	92%	92%	87%	88%	100%	87%	94%
	EDDg	96%	110%		111%	113%	101%	101%	96%	97%	110%	96%	103%
	EDDpDDg	87%	100%	90%		102%	91%	91%	87%	87%	100%	87%	93%
	EDDpDDu	85%	98%	89%	98%		90%	90%	85%	86%	98%	85%	92%
	EDDu	95%	109%	99%	109%	111%		100%	95%	96%	109%	95%	102%
	FIFO	95%	109%	99%	109%	111%	100%		95%	96%	109%	95%	102%
	LOPT	100%	115%	104%	115%	117%	105%	105%		101%	115%	100%	108%
	OSLg	99%	114%	103%	114%	116%	105%	105%	99%		114%	99%	107%
	OSLpDDu	87%	100%	91%	100%	102%	92%	92%	87%	88%		87%	94%
	OSLu	100%	115%	104%	115%	117%	105%	105%	100%	101%	115%		107%
	SOPT	93%	107%	97%	107%	109%	98%	98%	93%	94%	107%	93%	

* entspricht den Dividenten in der Divisionsrechnung zur Ermittlung des prozentualen Anteils an einer anderen Prioritätsregel

** entspricht den Divisoren in der Divisionsrechnung, respektive der auf 100 % gesetzten Prioritätsregeln

Mit der Angabe dieser Werte ist die Betrachtung des Vergleichs zwischen den einzelnen Prioritätsregeln abgeschlossen.

6.3.8 Forschungsfrage 8: Verbesserung des Zielfunktionswertes durch den Genetischen Algorithmus

Nachdem in den vorherigen Forschungsfragen eine Verbesserung der Ergebnisse aus den Prioritätsregeln zunächst ausgeschlossen wurde, wird im Folgenden der Frage nachgegangen, ob der Genetische Algorithmus eine signifikante Verbesserung zum besten Zielfunktionswert der Prioritätsregeln ermittelt oder nicht. Dabei ist zu bedenken, dass der vorgestellte GA in seiner einfachen Ausführung Anwendung findet und sich sein Verbesserungspotenzial – insbesondere bei größeren Testinstanzen – durch eine Anpassung der grundlegenden Parameter voraussichtlich weiter steigern lässt. Hierzu sind insbesondere der Selektionsprozess, die Anzahl der Crossover-Punkte und das Mutationsverfahren sowie die Populationsgröße anzupassen. Für die hier vorgestellten Untersuchungen mit maximal 30 Einlastungspositionen wurden die

verwendeten Parametereinstellungen des GA, wie sie in Kapitel 5 ausführlich erläutert wurden, in experimentellen Vorstudien als angemessen bestimmt.²⁹⁵

Die Nutzung von Prioritätsregeln und somit auch des GA zur weiteren Verbesserung der Einlastungsmatrizen ist dabei nur von Bedeutung, wenn mehr als ein Auftrag betrachtet wird. Analysiert man die prozentuale Verbesserung, die der GA bezogen auf das beste Resultat aller Prioritätsregeln im Durchschnitt über alle Testinstanzen hervorbringt, so ergibt sich die in Abbildung 54 gezeigte Darstellung, untergliedert je Zielsetzung. Hierzu wird zunächst je Testinstanz über alle zwölf Prioritätsregeln der geringste Zielfunktionswert ermittelt und dieser auf 100 % gesetzt. Anschließend wird die prozentuale Verbesserung dieses Zielfunktionswerts durch das Resultat des GA ermittelt.

²⁹⁵ In experimentellen Vorstudien konnten auch durch komplexere Crossover, eine größere Anzahl Generationen sowie einer restriktiveren Selektion von Chromosomen für den Crossover aus den besten Populationsmitgliedern keine deutlich besseren Zielfunktionswerte erzielt werden, sodass das GA-Verfahren in seiner hier verwendeten Form, wie es in Kapitel 5 vorgestellt wurde, als angemessen für die Erzielung messbarer Verbesserungen gegenüber dem besten Zielfunktionswert aus den zwölf Prioritätsregeln für die hier evaluierten Testergebnisse bezeichnet werden kann. Größere Probleminstanzen mit mehreren Aufträgen und / oder mehreren zu produzierenden Einheiten je Auftrag weisen folglich eine höhere Anzahl an möglichen Permutationen auf (berechnet durch $P!$), welche aus längeren Chromosomen resultieren. Somit bieten sich für den GA vor allem bei der Durchführung der Crossover- sowie der Mutations-Prozesse mehr Möglichkeiten durch andere Verfahren zu besseren Fitness-Werten zu gelangen. Alternative Ansätze hierzu wurden in Kapitel 5 erläutert bzw. es wurde dort auf entsprechende Beispiele in der Literatur verwiesen.

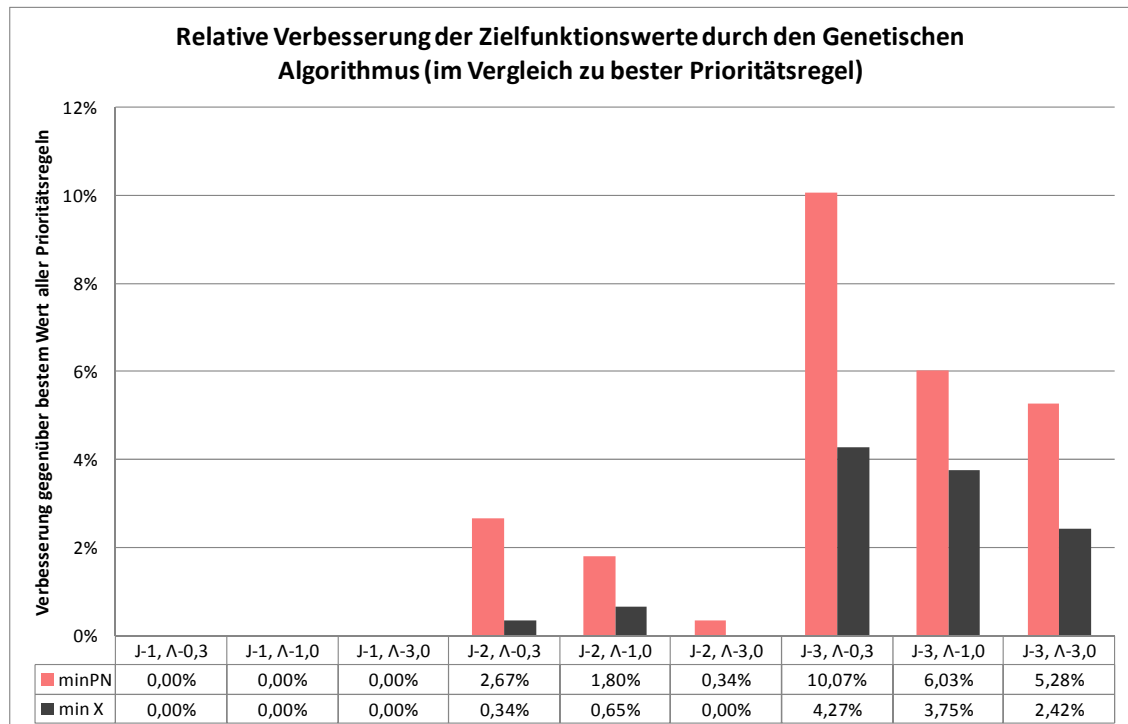


Abbildung 54: Verbesserung des Zielfunktionswertes durch den Genetischen Algorithmus

Dass sich für einen Auftrag keine Verbesserung ergibt, entspricht den Erwartungen, weil jede Ausprägung der Einlastungsmatrix zu gleichen Ergebnissen führt. Hingegen zeigt sich für alle Fälle mit mehr als einem Auftrag, dass die Nutzung des GA zusätzliche Potenziale in der Verbesserung des Zielfunktionswerts hebt. Offensichtlich ist, dass das Verbesserungspotenzial steigt, je mehr Aufträge berücksichtigt werden. Dies ist insofern logisch, als dass die Möglichkeiten zur Ausprägung der Einlastungsmatrizen steigen und somit die Wahrscheinlichkeit zum Auffinden einer besseren Matrix zunimmt. In den konkret analysierten Fällen sind zehn Positionen je Auftrag zu betrachten. Bei zwei Produkten stehen somit bei einer vollständigen Enumeration $20! \approx 2,4 \cdot 10^{18}$ Matrizen zur Auswahl, wohingegen es bei drei Aufträgen bereits $30! \approx 2,7 \cdot 10^{32}$ denkbare Matrizen gibt. Der GA hat folglich mehr Möglichkeiten, eine bessere Matrix zu finden.

Die größten Verbesserungspotenziale ergeben sich, wenn kleine Rüstfaktoren betrachtet werden. Dies ist dadurch zu erklären, dass eine geringe Rüstdauer pro Sublot eine flexible Wahl der Sublot-Anzahlen und ihrer -Größen zulässt. Diese Wahl ist dabei abhängig von den Einlastungspositionen. Somit kann durch die Bestimmung einer bestmöglichen Einlastungsmatrix der Zielfunktionswert deutlich verbessert

werden. Auffällig ist, dass das Einsparpotenzial für zwei Aufträge und einem Rüstfaktor von $\Lambda = 0,3$ unter dem für den Rüstfaktor $\Lambda = 1,0$ liegt, wenn die Zielsetzung Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge betrachtet wird. Ein Erklärungsansatz kann in dem größeren Zielkonflikt um die Kapazitäten der Maschinen bei der Einplanung der Sublots mit längeren Rüstzeiten liegen, wofür der GA Optimierungsansätze liefert, wohingegen bei kleinen Rüstzeiten diese Zielkonflikte nicht so ausgeprägt sind.

Statistisch wird der Einfluss des GA durch den Wilcoxon-Vorzeichenrang-Test untersucht, weil die zentrale Tendenz zweier verbundener Stichproben ausgewertet werden soll. Die Nullhypothese lautet dabei, dass die Medianwerte zwischen dem Ergebnis des GA und dem besten Ergebnis aller Prioritätsregeln je Testinstanz gleich sind. In Abbildung 55 und Abbildung 56 sind die Boxplots der Ergebnisse aus GA und besten Prioritätsregeln je Zielsetzung dargestellt.

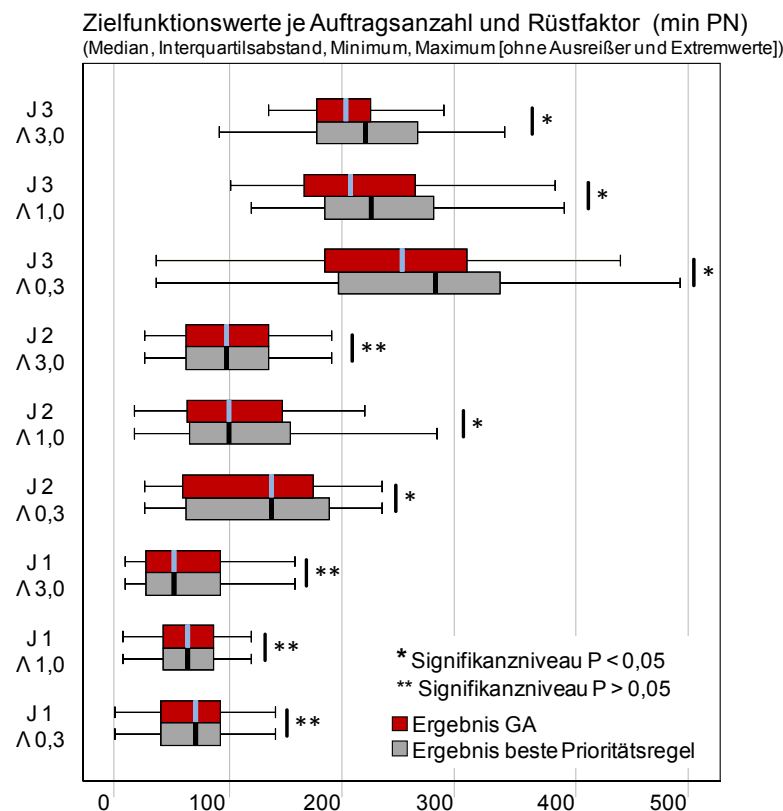


Abbildung 55: Boxplot der Ergebnisse des GA und der besten Prioritätsregeln bei Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge

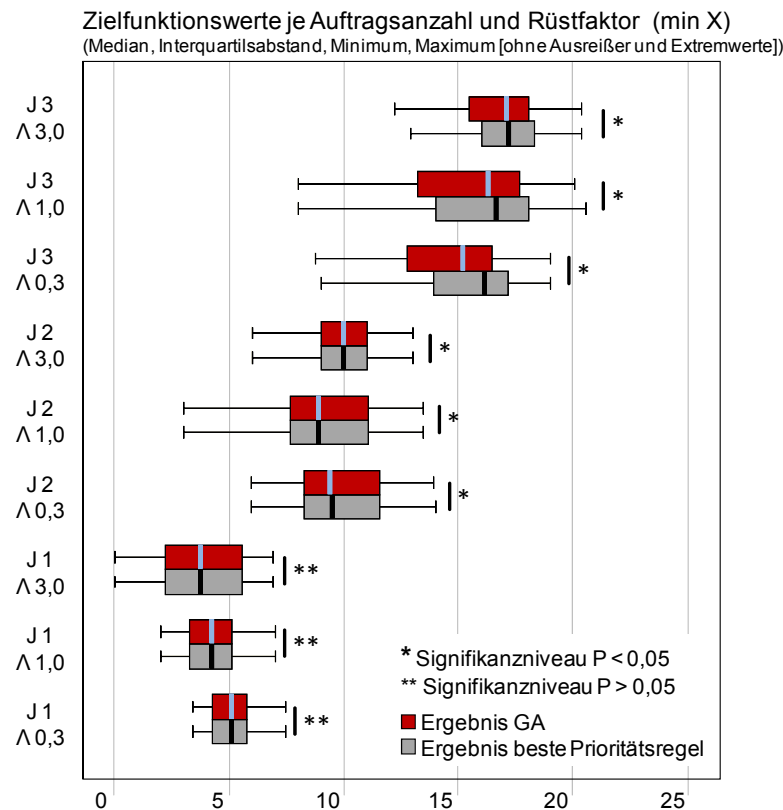


Abbildung 56: Boxplot der Ergebnisse des GA und der besten Prioritätsregeln bei Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge

Signifikante Unterschiede auf einem Signifikanzniveau von $P = 5\%$ liegen erwartungsgemäß nicht bei nur einem Auftrag vor, weil alle Zuordnungen in der Einlastungsmatrix zu dem gleichen Ergebnis führen. Hingegen sind alle anderen Vergleiche signifikant unterschiedlich mit Ausnahme der Ergebnisse von $J = 2$ und $\Lambda = 3,0$ bei der Minimierung der Terminabweichung. Eine weitere interessante Erkenntnis ist, dass der Unterschied des GA-Resultats zur besten Prioritätsregel für $J = 2$ und $\Lambda = 3,0$ bei der Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge signifikant ist, obwohl in Abbildung 54 eine Abweichung von annähernd 0% ausgegeben wird.

Wie im nächsten Kapitel aufgezeigt wird, bietet sich neben einer weit umfangreicheren Berechnung und Auswertung verschiedener Testinstanzen auch die Durchführung einer Sensitivitätsanalyse für die Parametereinstellungen des GA an, wodurch zusätzliche Erkenntnisse gewonnen werden können. Es ist demnach eine weitere Forschungsarbeit dahingehend möglich, ob eine weitere Verbesserung des besten bekannten Zielfunktionswerts aus den zwölf Prioritätsregeln über das hier ermittelte

Niveau hinaus möglich ist, wenn v. a. das Selektionsverfahren für den Crossover, die Crossover-Methode selbst sowie das Mutationsverfahren geändert werden. Dabei können auch die Populationsgröße und die Anzahl Generationen variiert werden. Durch eine bestmögliche Abstimmung dieser Parameter kann der GA eventuell zu einem noch besseren Zielfunktionswert beitragen.

Diese Forschungsfrage kann basierend auf den oben getroffenen Analysen so beantwortet werden, dass der GA zu einer weiteren Verbesserung der Zielfunktionswerte um durchschnittlich bis zu 10 % beitragen kann, wobei das Potenzial vor allem mit einer steigenden Anzahl zu berücksichtigender Aufträge und kleinen Rüstfaktoren steigt.

6.3.9 Forschungsfrage 9: Beurteilung des Dekompositionsansatzes

Während in der Literatur häufig zuerst die Anzahl der Sublots und deren Größe bestimmt werden, bevor anschließend das Scheduling erfolgt, wird in dieser Arbeit ein umgekehrter Ansatz vorgestellt. Über die Einlastungspositionen werden die Sublots in ihrer Reihenfolge auf den Maschinen vorgegeben, was den Alternativenraum bei der Lösungsfindung bei der anschließenden Bestimmung der Sublot-Anzahl und deren jeweilige Größen beeinflusst.

Um dieses Vorgehen zu bewerten, muss zunächst erwähnt werden, dass nur eine vollständige Enumeration aller Zuordnungsmöglichkeiten ein optimales Ergebnis erzeugen kann, was jedoch aufgrund der hohen Rechenkomplexität nicht in vertretbarer Zeit umsetzbar ist. Vor diesem Hintergrund ist der in dieser Arbeit entwickelte Dekompositionsansatz eine geeignete Methode, um in vertretbarer Zeit ein akzeptables Ergebnis für den Zielfunktionswert zu berechnen.

Wie im nächsten Kapitel aufgezeigt wird, kann jedoch die Struktur der Dekomposition in alternativen Lösungswegen für die in dieser Arbeit aufgezeigte Problemstellung geändert werden. Der hier vorgestellte Dekompositionsansatz ist daher als geeignet zu klassifizieren, bietet aber wohl noch Verbesserungspotenzial.

6.3.10 Forschungsfrage 10: Beurteilung des Due Date-orientierten Scheduling

Die Literaturanalyse ergab, dass i. d. R. nur semi-aktive Schedules in der Forschung Anwendung finden, obwohl es eine Reihe von Gründen gibt, eine Due Date-orientierte

rechte Einlastung der Aufträge anzuwenden. Hierauf geht Abschnitt 7.3 mit seinen Praxisansätzen ein. In den Zielfunktionen (Formeln (55) und (56)) wird die rechte Einlastung durch Einbezug der Starttermine der Positionen auf den Maschinen in den zu minimierenden Zielfunktionswert umgesetzt. Durch die negativen Vorzeichen ist dabei sichergestellt, dass größere Startzeitpunkte einen geringeren Zielwert zur Folge haben, wobei das Primärziel der Zielfunktionen nicht verletzt wird.

Die hier gestellte Forschungsfrage muss dahingehend beantwortet werden, dass in dem betrachteten Modellierungsansatz der Startzeitpunkt der Positionen auf den Maschinen keinen Einfluss auf die zeitliche Terminabweichung bzw. die nicht termingerecht fertiggestellte Menge hat. Es ist folglich irrelevant, ob die Sublots frühest- oder spätestmöglich produziert werden. Auch ein Produktionsbeginn zwischen den beiden Extremen wäre denkbar. Dadurch ist das Due Date-orientierte Scheduling eine Alternative zum in der Literatur vorwiegend anzutreffenden Ansatz des semi-aktiven Scheduling. Unter Beachtung praktischer Gesichtspunkte, wie sie im nächsten Kapitel vorgestellt werden, kann ein sinnvolles Abwägen zwischen einer linken und einer rechten Einlastung, bzw. einem Kompromiss aus beidem, zu positiven Nebeneffekten abseits der primären Orientierung an der Minimierung der hier behandelten Zielsetzungen führen.

6.3.11 Forschungsfrage 11: Beurteilung des Modellierungsansatzes

Als letzte Forschungsfrage wird untersucht, ob das vorgestellte Modell geeignet ist zielfunktionsgerechte Fertigstellungstermine zu bestimmen, wenn Lot Streaming als Option der Aufteilung eines Gesamtauftrages genutzt wird, für welchen Teilmengen zu unterschiedlichen Zeitpunkten gefordert werden. Es gilt folglich zu klären, ob das Modell als Ganzes, ohne die Details der Ergebnisse aus der numerischen Untersuchung näher zu betrachten, ein sinnvolles Konzept zur Lösung der Aufgabenstellung ist.

In Frage 1 wurde bereits gezeigt, dass der Lot Streaming-Ansatz für die gegebenen Modellannahmen prinzipiell sinnvoll ist. In den weiteren Fragen wurden Details und Zusammenhänge bei der Nutzung von Sublots und dem iterativen Vorgehen der Lösungsfindung diskutiert. Das in dieser Arbeit aufgestellte Modell in Verbindung mit seinem Lösungsvorgehen ist als Resultat dieser Analysen geeignet, die verfolgte Zielsetzung bestmöglich zu erreichen. Wie aus der Literaturanalyse hervorgeht, wurde bislang kein Ansatz zur Nutzung von Lot Streaming bei auftragsspezifischen

Lieferterminvektoren vorgestellt. Das hier vorgestellte Konzept ist eine mögliche Alternative, wie dieser Problemstellung begegnet werden kann. Es ist jedoch nicht abschließend und als einzige mögliche Vorgehensweise zu bewerten, weshalb im folgenden Kapitel mögliche Modellerweiterungen sowie -abänderungen bezogen auf die Modellannahmen herausgearbeitet werden. Weiterhin wird auch der Dekompositionsansatz dieser Arbeit dahingehend betrachtet, welche Änderungen der Zielerreichung denkbare Alternativen darstellen. Somit wird diese Forschungsfrage damit beantwortet, dass mit dieser Arbeit ein möglicher Ansatz geschaffen ist, welcher die zugrunde liegende Problemstellung erstmals wissenschaftlich untersucht. Die zukünftige Forschung sollte jedoch bestrebt sein, weitere Alternativen in der Herangehensweise zur Lösung zu entwickeln.

6.4 Schlussbetrachtung der numerischen Auswertungen

Abschließend für dieses Kapitel wird festgehalten, dass die Eignung des vorgestellten Verfahrens zur Zielwertverbesserung durch LS sowohl für die Minimierung der zeitlichen Terminabweichung als auch für die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge im Rahmen einer numerischen Untersuchung belegt ist. Insbesondere kann der Effekt aufgezeigt werden, dass relativ kleine Rüstzeiten im Verhältnis zu den Bearbeitungsdauern zu einer verstärkten Belieferung eines Liefertermins durch mehr als ein Sublot führen. Dahingegen steigt mit dem Rüstaufwand die Anzahl Sublots, welche mehrere Liefertermine bedienen. Eine wichtige Erkenntnis liegt hierbei darin, dass diese beiden Effekte nicht gleichzeitig auftreten müssen. Das Resultat steht einerseits in Bezug zu den geforderten Mengen je Auftrag zu ihren jeweiligen Lieferterminfenstern und den hierfür benötigten Prozesszeiten, sowie andererseits zur zeitlichen Spanne zwischen den einzelnen Lieferterminen eines Auftrags.

Für die Minimierung der Terminabweichung kann insbesondere aufgezeigt werden, dass im Falle ohne Lot Streaming die SOPT-Regel zu den im Durchschnitt besten Ergebnissen führt, während im Falle einer Nutzung von Sublots die EDDpDDu-Regel am besten geeignet ist. Aus dieser Erkenntnis lässt sich auch die Schlussfolgerung ziehen, dass unter Einbezug der Aufteilung von Aufträgen Intermingling Schedules zu bevorzugen sind. Die gleichen Erkenntnisse gelten im Durchschnitt über alle Testinstanzen auch für die Zielsetzung Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge. Das Verbesserungspotenzial durch den GA liegt in den

Untersuchungen bei Werten bis 10 % im Mittel, wobei die Detailbetrachtung ein sensitives Reagieren des GA-Verbesserungspotenzials auf eine steigende Anzahl Aufträge und somit die Anzahl möglicher Einlastungsmatrizen zeigt.

Für die aufgezeigte numerische Untersuchung wurden die Testergebnisse basierend auf einer Reihe von Parametern gewonnen, welche in ihrer Wahl die Ergebnisse der Untersuchung selbstverständlich stark beeinflussen. Somit empfiehlt sich eine ausführliche statistische Auswertung des in dieser Arbeit vorgestellten Verfahrens für andere Parameterwerte. Es folgt im nächsten Kapitel ein Ausblick auf mögliche Erweiterungen des Modells und seiner Lösungsstruktur. Zudem wird ein kurzer Abriss praktischer Anwendungsgebiete gegeben.

7 Erweiterungen des Modells und praktische Anwendungsgebiete

In diesem Abschnitt werden Variationen des in dieser Arbeit untersuchten Modells sowie alternative Lösungsansätze vorgestellt. Zudem erfolgt die Einordnung in einen praktischen Kontext mit Anwendungsgebieten in der Fertigungsindustrie. Hierdurch sollen mögliche weiterführende Forschungen basierend auf dieser Arbeit angeregt werden.

7.1 Mögliche Erweiterungen des Modells

Für weiterführende Forschungen kann das in dieser Arbeit betrachtete Modell in vielerlei Hinsicht abgeändert und / oder erweitert werden. Die vielfältigen Variationsmöglichkeiten lassen sich dabei vor allem aus Kapitel 4, aber auch aus der Literaturanalyse ableiten.

Zunächst kann anstatt eines Permutation Flow Shops ein normaler Flow Shop oder auch Job Shop betrachtet werden, ggf. auch mit parallelen Maschinen. In diesem Zusammenhang ist vor allem bei Problemen mit mehr als zwei Maschinen eine Untersuchung der Vorteilhaftigkeit von Variable Sublots interessant. Bislang liegen zudem keine Untersuchungen zu Lot Streaming bei Ausschuss auf den Maschinen vor, wozu ein Ansatz mit Variable Sublots einen möglichen Untersuchungsansatz darstellt.

Weiterhin kann auch die Größe der Sublots weniger restriktiv betrachtet werden, respektive die Mindestgröße von einer Einheit entfallen. Alternativ kann eine diskrete Teilung der Aufträge vorgenommen werden. Weil in dieser Arbeit Attached Setups betrachtet wurden, liegt folglich eine Untersuchung für Detached Setups nahe. In dieser Beziehung können einige Anregungen aus der Literaturanalyse herangezogen werden, wie bspw. Item Availability in Kombination mit einem Flagging-Verfahren. Rüstprozesse können in ihrer Anzahl auch beschränkt werden, wenn sie für mehrere hintereinander folgende Sublots gleichzeitig gelten.²⁹⁶ Zudem kann auch die Aufteilung der Rüstprozesse in fixe und variable Bestandteile, bspw. abhängig von der Anzahl Einheiten in den Sublots, einen interessanten Forschungsansatz bieten. Weiterhin

²⁹⁶ Es sei an dieser Stelle angemerkt, dass hierdurch ein großer Eingriff in die entwickelte Methodik des Modells mit seinem Zuordnungsparameter l_{jsp} erforderlich wird, da dieser einen erheblichen Einfluss darauf hat, ob ein Setup für aufeinanderfolgende Positionen gilt oder nicht. In diesem Zusammenhang ist die effektive Nutzung der Sublots, respektive ob diese mehr als null Einheiten enthalten, zu berücksichtigen.

kann eine Untersuchung zu major und minor Setups von Interesse sein, respektive zu größeren Setups beim Wechsel zwischen verschiedenen Produkten und kleineren Rüstprozeduren beim Wechsel zwischen Sublots eines Produkts. Auch die Berücksichtigung von Kapazitätsrestriktionen wie bspw. limitierte Zeit-, Maschinen-, Personal- und Rohstoffressourcen kann betrachtet werden.

Wie viele Untersuchungen in der vorgestellten Literatur gezeigt haben, können auch verschiedene Restriktionen wie No Wait, Blocking, limitierte Buffer, No Idling etc. untersucht werden. Sofern Fälligkeitstermine nicht als exogen gegeben, sondern als endogen zu bestimmen betrachtet werden, erschließt sich hieraus ebenfalls eine Reihe an Forschungsansätzen. Zudem kann die kundenseitig nachgefragte Menge als unsicher gelten, sodass ein Abgleich der zu fertigenden Menge mit einer geschätzten marktseitig geforderten Menge erfolgen muss. Das gleiche gilt für verschiedene Zielfunktionen, welche bspw. die mittlere Terminabweichung oder die Standardabweichung von Terminabweichungen reduzieren. Hierfür kann auch eine Gewichtung nicht nur der allgemeinen Verfrühung und Verspätung, sondern ebenso hinsichtlich der konkreten Aufträge oder auch Liefertermine vorgenommen werden. Zudem bieten sich viele Kombinationen für multikriterielle Zielfunktionen zur Untersuchung an, bspw. die simultane Minimierung der Terminabweichung und des Makespan.

Die bisherigen in dieser Arbeit sowie oben genannten Annahmen beruhen auf einer statischen Planung, weshalb auch eine dynamische Planung mit bereits eingelasteten Aufträgen in rollierender Form ein interessantes Forschungsgebiet darstellt. Auch können deutlich größere Probleminstanzen in Form einer ausführlichen numerischen Auswertung mit verschiedenen Parameterwerten evaluiert und verschiedene Gewichtungsverhältnisse für Verfrühung und Verspätung untersucht werden.

7.2 Mögliche Änderungen des Verfahrens zur Bestimmung der Zielfunktionswerte

Der aufgezeigte Ansatz ist geeignet zur Lösung kleiner bis mittlerer Probleminstanzen. Aufgrund der hohen Rechenkomplexität des vorgestellten Modells, welche NP-schwer ist,²⁹⁷ kann ein wesentlicher Forschungsschwerpunkt zudem auf dem Auffinden alternativer Lösungsmethoden beruhen, welche auch große bis sehr große Probleminstanzen mit vertretbarem Rechenaufwand lösen. Hierzu können auch Verfahren Berücksichtigung finden, welche bspw. die Anzahl Sublots vorgeben oder auch ihre Größe auf Equal Sublots beschränken. In diesem Zusammenhang kann eine Kombination mehrerer Heuristiken sowohl für die Bestimmung der Einlastungspositionen als auch der Sublot-Anzahlen und -Größen sinnvoll erscheinen. Vor allem unter dem Einbezug nicht-linearer Zielfunktionen, etwa die Reduzierung der Varianz der Terminabweichung, empfiehlt sich eine Alternative zum MIP-Ansatz.

Weiterhin kann der zweistufig aufgezeigte Dekompositionsansatz auf mehrere Stufen übertragen werden, bspw. indem zunächst die Anzahl Sublots pro Auftrag bestimmt werden, danach ihre Reihenfolge und zuletzt ihre optimale Größe. Bei degenerierten Lösungen²⁹⁸ bietet es sich an, „Soft facts“ in die Ermittlung der optimalen Lösung einzubeziehen, welche aus mehreren gleichguten Lösungen die letztlich für den Fertigungsbetrieb ideale auswählt. Bspw. kann bei einem gleichen Zielfunktionswert für drei Sublots sowie für vier Sublots argumentiert werden, dass drei Sublots in der operativen Umsetzung weniger Aufwand verursachen.

Für den Fall eines MIP-Ansatzes, welcher einen hohen Zeitaufwand zum Auffinden einer 100 %-Lösung für große Problemstellungen aufweist, kann in Anlehnung an eine „80:20-Regel“ eine Begrenzung der Rechenzeit, der Iterationsschritte sowie eines Toleranzwertes für die Abweichung der Lösung hinsichtlich ihrer (geschätzten) unteren Grenze bei der Lösungsfindung in Erwägung gezogen werden. Hierfür kann ein Verfahren entwickelt werden, mit dem die Untergrenzen des Verfahrens für bestimmte Zielfunktionswerte und somit die Güte der durch die Heuristik erzielbaren Lösung abgeschätzt werden.

²⁹⁷ Es ist bekannt, dass bereits die Minimierung der Gesamtterminabweichung der Aufträge bei einem gemeinsamen Due Date in einem zweistufigen Flow Shop mit mehreren Aufträgen ohne Lot Streaming NP-schwer ist (vgl. Sen / Dileepan / Gupta (1989), S. 337), somit kann aus diesem Spezialfall auf das hier gezeigte allgemeine Modell induktiv geschlossen werden, dass es ebenfalls NP-schwer ist.

²⁹⁸ Ein Problem gilt als degeneriert, wenn es mehrere optimale Basislösungen besitzt (vgl. Domschke / Drexl (2005), S. 36).

Zudem bietet es sich an, den vorgestellten GA hinsichtlich seiner Parametereinstellungen auf Optimierungspotenziale zu untersuchen, um zielgerichteter zu einer Verbesserung der Einlastungsmatrix zu gelangen. Hierbei ist insbesondere eine Sensitivitätsanalyse des GA hinsichtlich Änderungen der Parametereinstellungen von Interesse, bspw. hinsichtlich der Populationsgröße, der Anzahl Vertauschungen oder der Auswahl von Elternteilen aus der Gesamtkohorte.

Weiterhin kann die zweistufige Lösungsstruktur auch zur Integration einer Rückkopplung in Form einer Analyse des Ergebnisses erfolgen, wie es in Abbildung 57 gezeigt wird.

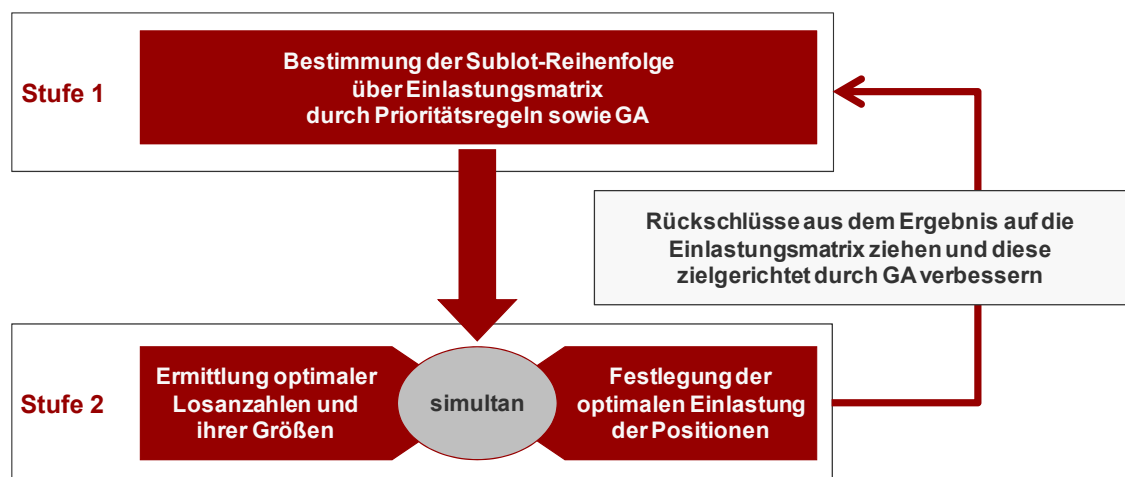


Abbildung 57: Erweitertes Schema des zweistufigen Lösungsvorgehens

Hierunter ist zu verstehen, dass die Lösungsstruktur aus der zweiten Stufe, welche sich aus der Zuordnung der Einlastungspositionen aus Stufe 1 ergibt, analysiert und bewertet wird. Die gewonnenen Informationen können an den GA weitergegeben werden, sodass eine zielgerichtete Veränderung ausgewählter Chromosomen erfolgen kann und keine ausschließlich zufällige Veränderung erfolgt.

Zudem kann der hier vorgestellte Ansatz des Due Date-orientierten Scheduling weiter analysiert werden. In der Literatur wird vordergründig von semi-aktiven Schedules ausgegangen, wobei auch rechte Einlastungspläne oder eine Einlastung zwischen dem frühest- und spätestmöglichen Zeitpunkt positive Effekte aufweisen können, je nach betrachteter Zielfunktion.

Hiermit wurde ein vielfältiger Ausblick für weitere Forschungen sowie alternative Methoden zur Zielerreichung vorgestellt, welche in zukünftige Untersuchungen einfließen können. Nachfolgend wird abschließend in diesem Kapitel die praktische Relevanz des vorgestellten Verfahrens aufgezeigt.

7.3 Praktische Anwendungsgebiete

Das hier vorgestellte Verfahren kann in der Praxis vielseitig eingesetzt werden, insbesondere wenn eine Integration des vorgestellten Vorgehens in die Produktionssteuerung vorgenommen wird. In diesem Abschnitt erfolgt eine Übertragung der getroffenen Modellannahmen in den praktischen Kontext, welche in Form von ausgewählten Beispielen verdeutlicht wird.

In dieser Arbeit erfolgte eine Annahme exogen gegebener Due Dates bzw. Due Windows. Diese sind vor allem im Zusammenhang mit schwachen Verhandlungspositionen des fertigenden Unternehmens gegenüber seinen Kunden zu sehen, bspw. bei einem kleinen Automobilzulieferbetrieb, welcher sich nach den Terminwünschen des Abnehmers richten muss. Besonders plastisch wird dies bei der im Zusammenhang mit Lot Streaming oft verbundenen Konstellation der Just in time-Lieferung an das Fertigungsband des Automobilherstellers, wobei i. d. R. Unit size Sublots und ein Item Completion Time-Modell angenommen werden. Innerbetrieblich kann eine ähnliche Situation vorliegen, wenn die gewünschten Fertigstellungstermine durch den Vertrieb bestimmt werden und durch die Fertigungsplaner nicht verhandelt werden können.

In der Praxis liegen weiterhin häufig den Kunden ungefähre oder auch genaue Kenntnisse der Fertigungsprozesse bei ihren Lieferanten vor, sodass diese die Prozessdauer zur Fertigung ihrer Aufträge einschätzen können und darauf basierend ihre Wunschtermine setzen. Hierbei erfolgt i. d. R. keine Berücksichtigung anderer Abnehmer des Lieferanten mit deren Aufträgen, wodurch der Lieferant eine Auftrags- und Terminkonstellation erhält, wie sie in dieser Arbeit aufgezeigt wurde und welche geprägt ist von engen Zeitfenstern, in denen die Lieferungen an verschiedene Kunden erfolgen sollen. Somit ist die eigene Produktion auf die Einhaltung der gegebenen und nicht verhandelbaren Liefertermine auszulegen.

Die nicht semi-aktive sondern Due Date-orientierte Einlastung der Aufträge auf den Maschinen ist vor allem durch die geringere Lagerdauer unfertiger Ware und somit

eine geringere Kapitalbindung praktisch motiviert. Zudem ist der Qualitätsverlust bei kürzeren Lagerzeiten geringer, einschließlich der Möglichkeit für Schwund und Diebstahl. Weiterhin kann der Einkauf von Roh-, Hilfs- und Betriebsstoffen später erfolgen, wodurch weitere monetäre Vorteile wie eine erhöhte Liquidität und Zinseffekte erzielt werden. Eventuelle Nachteile, wie sie sich hinsichtlich Flexibilität und zeitlichen Puffern bei eventuellen Produktionsstörungen bei der Fertigung ergeben können, sind bei Due Date-orientierten Einlastungsplänen in der Praxis abzuwägen.

Die Annahme von Sublot-attached Setups, wie sie in der Literatur bislang nur am Rande behandelt wurden, finden bspw. dann Anwendung, wenn durch den Wechsel eines Sublots an einer Maschine Justierungen vorgenommen werden müssen. Kalir und Sarin beziehen sich als praktisches Anwendungsgebiet in diesem Zusammenhang auf die Halbleiterfertigung, für die physikalische Eigenschaften und Rekalibrierungen je Sublot genannt werden.²⁹⁹ Ein Beispiel von Sublot-bezogenen Rüstprozessen kann auch dem chemischen Bereich entnommen werden, wenn etwa eine automatisierte Analyse von Proben durchgeführt wird und Pipetten (v.a. bei elektronisch gesteuerten Mehrkanalpipetten) auszuwechseln sind, bevor diese in die nächste Probe eingetaucht werden dürfen. Ebenso lassen sich Beispiele im medizinischen Bereich finden, in dem aus Hygiene- und Infektionsgründen pro Patient und Vorgang einzelne Werkzeuge, Geräte sowie Schutzkleidung neu zu „rüsten“ sind.

Durch das vorgestellte Verfahren können Unternehmen einen Ausgleich zwischen eigenen Fertigungsprozessen mit ihren jeweiligen Eigenheiten auf der einen Seite sowie den kundenspezifischen Anforderungen hinsichtlich der Liefertermine auf der anderen Seite finden. Lot Streaming bietet in diesem Zusammenhang die Möglichkeit, eine stärkere Gleichmäßigkeit der Produktion und somit geringere Prozessvariabilitäten zu erzielen. Auch wenn es seitens des produzierenden Betriebes möglich wäre, dem Kunden idealerweise nach Fertigstellung jeder Einheit eine Sendung zu überreichen, so liegt es doch praktisch näher, sich auf möglichst wenige Teillieferungen zu den gewünschten Terminen zu beschränken, wodurch sowohl der eigene Fertigungsprozess als auch das Eintreffen von Lieferungen beim Kunden gleichmäßiger ablaufen. Als logische Konsequenz aus der theoretischen Entwicklung dieses Verfahrens kann das in dieser Arbeit entwickelte Modell Einfluss in verschiedene Produktionsplanungs- und -steuerungssysteme finden.

²⁹⁹ Vgl. Kalir / Sarin (2003), S. 23.

Mit dieser vielseitigen, aber nicht abschließenden Interpretation des entwickelten Ansatzes in Bezug auf seine grundlegende praktische Relevanz schließt dieser Abschnitt. Im Folgenden wird eine Zusammenfassung der in dieser Arbeit gewonnenen Erkenntnisse gegeben.

8 Fazit

Grundlage für diese Arbeit war die Erkenntnis aus der Literaturanalyse, dass nicht viele Publikationen zu Lot Streaming angewandt auf Zielsetzungen mit Bezug zu Lieferterminen vorliegen. Von dieser Literatur bezieht sich wiederum etwa die Hälfte auf Simulationsanalysen für sehr spezielle Problemstellungen, wohingegen die verbleibenden analytisch und heuristisch geprägten Untersuchungen lediglich einen Liefertermin pro Auftrag betrachten und zudem ausgewählte Modellierungsansätze, wie sie in Forschungsarbeiten zu Lot Streaming bei durchlaufzeitbezogenen Lieferterminen vereinzelt Anwendung fanden, nicht einbinden. Aus diesen Recherchen heraus stellen sich vielfältige Forschungsfragen, auf deren Grundlage in dieser Arbeit ein Lösungsverfahren entwickelt wurde, welches mehrere Liefertermine pro Auftrag berücksichtigt und die beiden Zielsetzungen Minimierung der zeitlichen Terminabweichungen bzw. der nicht termingerecht fertiggestellten Menge verfolgt.

Dieses Verfahren ist auf zwei Zielsetzungen ausgelegt, nämlich die Minimierung der zeitlichen Terminabweichung sowie die Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge. Die Lösungsstruktur ist in Form eines Dekompositionsansatzes aufgebaut, durch welchen in zwei getrennt voneinander zu betrachtenden Entscheidungsstufen zunächst die Einlastungspositionen mit Hilfe von Prioritätsregeln bestimmt werden, wodurch die Zuordnung von Auftrags-Sublots zu Fertigungspositionen auf den Maschinen vorgegeben wird. Die so gewählten Parameter fließen anschließend in ein gemischt-ganzzahliges lineares Modell ein, welches auf analytische Weise eine optimale Lösung für die Sublot-Anzahlen sowie die Größen der Teilaufträge mit ihren jeweiligen Start- und Endzeitpunkten der Bearbeitung auf den Maschinen ermittelt. Hierdurch bestimmen sich die geringstmöglichen Werte für PN bzw. X . Wohlwissend, dass die ausgegebene Lösung dabei stark abhängig von den zuvor bestimmten Einlastungsparametern ist, wird ein meta-heuristisches Vorgehen aufgezeigt, welches im Rahmen eines evolutionären Verfahrens, einem Genetischen Algorithmus, diese Parameter durch Selektion, Rekombination und Mutation in mehreren Iterationsdurchläufen bis zu einem vordefinierten Abbruchkriterium verbessert. Auf dieser Lösungsstruktur basierend wurden anschließend ausgewählte Fallbeispiele im Rahmen der numerischen Auswertung berechnet.

Werden die einzelnen Bestandteile der Lösungsstruktur genauer betrachtet, so ist zu erwähnen, dass die Zuordnung der Positionen in der ersten Stufe über zwölf verschiedene Prioritätsregeln erfolgt. Die Sublot-Größen, wie sie in der zweiten Stufe bestimmt werden, müssen entweder keine Einheit oder mindestens eine Einheit enthalten. Die Terminabweichung bzw. die nicht termingerecht fertiggestellte Menge wird aus der Differenz des Fertigstellungszeitpunktes eines Sublots auf der letzten Maschine bezogen auf die Due Windows, denen Einheiten aus diesem Sublot zugeordnet werden, ermittelt. Diese Berechnungen erfolgen in Form eines gemischt-ganzzahligen linearen Modells. Es ist hierbei möglich, dass ein Sublot mehrere Liefertermine bedient sowie ein Liefertermin aus mehreren Sublots bedient werden kann. Weil das Resultat der Berechnungen stark von den zuvor getroffenen Zuordnungen der Sublots in Einlastungspositionen abhängig ist, werden diese mit Hilfe eines Genetischen Algorithmus anschließend verändert. Je größer die Anzahl Aufträge ist, je mehr Positionen stehen zur Auswahl, und somit vergrößert sich der Alternativenraum bei der Lösungsfindung in der ersten Stufe des Dekompositionsansatzes.

Für das vorgestellte Verfahren wurde den Fragen nach dem Verbesserungspotenzial durch Lot Streaming sowie der Zuordnung von Sublots zu Lieferterminen nachgegangen. Auch sollten die Einflüsse von Rüstprozessen und der Anzahl zu fertigender Aufträge ausgewertet werden. Hierauf wird nachfolgend zusammenfassend eingegangen.

In der Einleitung wurde zunächst die Frage aufgeworfen, ob Lot Streaming überhaupt ein geeignetes Verfahren ist, um Terminabweichungen (PN) bzw. die nicht termingerecht fertiggestellten Menge (X) zu minimieren, wenn mehrere Liefertermine für einen Auftrag zu betrachten sind. Im Rahmen der numerischen Untersuchung, in der die Aufträge um die zeitlichen Ressourcen der Maschinen sowie relativ eng beieinander liegende Fälligkeitstermine konkurrieren, kann im Vergleich zu einer Einplanung ohne Lot Streaming für PN sowie X eine signifikante Reduzierung der Zielfunktionswerte in den einzelnen Testinstanzen nachgewiesen werden. Hierdurch wird die Eignung des Verfahrens zur Erreichung der Zielsetzung in den konkret betrachteten Probleminstanzen bestätigt.

Wird das Verhalten der Zuordnung von Sublots zu Lieferterminen analysiert, so fällt für beide der betrachteten Zielsetzungen auf, dass mit zunehmendem Rüstaufwand

tendenziell mehr Liefertermine durch ein einzelnes Sublot bedient werden. Dieses Resultat folgt aus der Tatsache, dass es mit steigender Rüstzeit pro Sublot unattraktiver ist, zusätzliche Sublots zu erzeugen, welche nur die Menge eines Liefertermins enthalten. Im Gegenzug kann aufgezeigt werden, dass zunehmender Rüstaufwand zu weniger Lieferterminen führt, die durch mehrere Sublots bedient werden. Dies wird darauf zurückgeführt, dass es nur bei kurzen Rüstzeiten von Interesse ist, für jeden Liefertermin möglichst ein eigenes Sublot aufzulegen und dieses im Idealfall termingerecht fertigzustellen. Beide Effekte treten verstärkt auf, wenn sich die Anzahl Aufträge erhöht. Es muss an dieser Stelle angemerkt werden, dass kein direkter Zusammenhang zwischen den beiden Ergebnissen besteht. Die Frage, unter welchen Bedingungen mehr als ein Sublot pro Liefertermin verwendet wird, ist in erster Linie von den Prozesszeiten zur Fertigung und den freien Kapazitäten der Maschinen abhängig. Hingegen ist die Frage, unter welchen Bedingungen mehr als ein Liefertermin durch ein einzelnes Sublot bedient wird, vor allem von der zeitlichen Differenz zwischen den einzelnen Lieferterminen abhängig.

Unter den vorgestellten zwölf Prioritätsregeln, welche eine erste Zuordnung von Auftrags-Sublots zu Einlastungspositionen für die Bearbeitung auf den Maschinen treffen, kann für den Fall ohne Lot Streaming in den meisten betrachteten Untersuchungen die Shortest overall Processing Time-Regel³⁰⁰ als beste Regel identifiziert werden. Unter Einbezug von Lot Streaming werden die besten Resultate mit einer Regel erzielt (EDDpDDu), welche die Positionen auftragsunabhängig sortiert. Diese Sortierung erfolgt nach den durchschnittlichen Due Dates der einzelnen Liefertermine, wobei keine Gewichtung mit der Lieferterminmenge erfolgt. Ihre Resultate liegen für den Fall mit Lot Streaming für die Zielsetzung der Minimierung von PN um bis zu 50 % und für die Minimierung von X um bis zu 41 % unter den jeweils schlechtesten Werten aller betrachteten Prioritätsregeln ohne Lot Streaming. Der Genetische Algorithmus kann die gefundene Lösung im Durchschnitt über alle Testinstanzen um bis zu weitere 10 % bezogen auf das beste Resultat aller Prioritätsregeln unter Einbezug von Lot Streaming für die Minimierung des Zielfunktionswertes verbessern. Das Verbesserungspotenzial des GA ist umso größer, je mehr Aufträge, Anzahl Einheiten der Aufträge sowie auftragsspezifische Liefertermine zu betrachten sind.

³⁰⁰ Diese Regel plant die Aufträge aufsteigend nach der Gesamtbearbeitungsdauer über alle Maschinen ein.

Die eingangs gestellten und im Verlauf dieser Arbeit weiter konkretisierten Forschungsfragen sind nachfolgend in Tabelle 36 mit ihren Ergebnissen zusammengefasst.

Tabelle 36: Zusammenfassung der Forschungsfragen und -ergebnisse

Zusammenfassung der Forschungsfragen		
Nr.	Forschungsfrage	Erkenntnis der Untersuchung
1	Lässt sich durch den Einsatz von LS die Minimierung des Zielfunktionswerts verbessern, wenn mehrere Liefertermine pro Auftrag, jeweils mit Due Window, betrachtet werden?	In allen betrachteten Fällen führte der Einsatz von LS zu einem statistisch signifikanten Unterschied des Zielfunktionswerts im Vergleich zur Planung ohne Sublots (auf Signifikanzniveau $P = 5\%$).
2	In welchen Fällen erfolgt durch die Mengeneinheiten eines Sublot die Bereitstellung der geforderten Mengen für mehrere Liefertermine eines Auftrags?	Tendenziell steigt mit zunehmendem Rüstaufwand je Sublot die Anzahl Sublots, die mehrere Liefertermine bedienen.
3	In welchen Fällen erfolgt die Bereitstellung der geforderten Mengeneinheiten für einen Liefertermin eines Auftrags durch mehrere Sublots?	Tendenziell sinkt mit steigendem Rüstaufwand je Sublot die Anzahl Liefertermine, die durch mehrere Sublots bedient werden.
4	Wie beeinflussen Rüstprozesse die Bildung von Sublots, wenn Sublot-attached Setups angenommen werden?	Längere Rüstprozesse pro Sublot beeinflussen die Sublot-Bildung negativ, d. h. es werden weniger Sublots gebildet.
5	Wie beeinflusst die Anzahl Aufträge die Bildung von Sublots?	Tendenziell werden mehrere Sublots pro Auftrag gebildet, je mehr Aufträge im System einzuplanen sind. Jedoch ist der Effekt auch stark von der Rüstzeit pro Sublot abhängig.
6	Um wie viel Prozent können unter LS die besten Prioritätsregeln zur Zuordnung von Sublots in Einlastungspositionen den Zielfunktionswert der schlechtesten Prioritätsregel ohne LS verbessern?	Die EDDpDDu-Regel kann den höchsten Zielfunktionswert ohne LS über alle Prioritätsregeln unter Einsatz von Sublots auf bis zu 50 % reduzieren bei min PN, bzw. auf bis zu 59 % bei min X.
7	Welche Prioritätsregel liefert am häufigsten das beste Resultat für den Zielfunktionswert?	Die EDDpDDu-Regel zeigt in Summe über alle Testinstanzen die meisten Übereinstimmungen mit den geringsten Zielfunktionswerten aller Prioritätsregeln auf.
8	Um wie viel Prozent kann der vorgestellte Genetische Algorithmus zur Verbesserung der Zuordnung von Sublots in Einlastungspositionen den Zielfunktionswert der besten Prioritätsregel verbessern?	Der GA führt zu einer weiteren Verbesserung um bis zu 10 % ggü. der besten Prioritätsregel, wobei das Potenzial des GA zur Zielwertverbesserung mit zunehmender Auftragsanzahl und abnehmenden Rüstfaktoren steigt.
9	Ist ein Dekompositionsansatz eine geeignete Methode, um zunächst eine Sequencing-Struktur zu bestimmen und darauf aufbauend optimale Sublots zu ermitteln?	Die entwickelte Methodik ist geeignet, um das hier vorgestellte NP-schwere Modell in vertretbarer Zeit zu lösen. Es sind jedoch auch alternative Ansätze zur Lösungsbestimmung denkbar.
10	Ist ein Due Date-orientiertes Scheduling mit möglichst später Einlastung der Sublots eine mögliche Alternative zum semi-aktiven Scheduling?	Ein Due Date-orientiertes Scheduling ist eine Alternative zum semi-aktiven Scheduling und insbesondere geeignet um Sekundärziele wie bspw. eine zeitnahe Weiterverarbeitung unfertiger Erzeugnisse sicherzustellen.
11	Kann das vorgestellte Modell verwendet werden, um zielfunktionsgerechte Fertigstellungstermine zu bestimmen?	Das Modell wird als geeignet bezeichnet, um die untersuchten Zielstellungen zu erreichen. Es sind jedoch auch darüber hinausgehende Abwandlungen des Modells mit anderen Annahmen denkbar.

Diese Untersuchung ergänzt die bisherigen Forschungen zu Lot Streaming, insbesondere für Zielfunktionen mit Bezug zu Lieferterminen. Hierzu lagen bislang nur wenige Publikationen vor, in denen lediglich ein Fälligkeitstermin pro Auftrag betrachtet wurde. Mit dieser Arbeit liegt ein neues Verfahren zur Minimierung der Terminabweichung sowie der nicht termingerecht fertiggestellten Menge bei auftragsspezifischen Lieferterminvektoren vor. Dieses beruht auf einer Reihe von Ansätzen, welche in der Literatur bislang nicht oder nur am Rande Beachtung fanden. Konkret umfassten diese die Verwendung von Einlastungspositionen und in diesem Zusammenhang den Bezug auf Sublot- anstatt nur auf Auftragsebene. Weiterhin wurde ein dekompositionelles Verfahren zugrunde gelegt, welches zunächst die Positionen und darauf aufbauend die Sublot-Anzahlen und -größen festlegt. Sublot-bezogene Rüstzeiten sowie die Möglichkeit, dass „theoretische“ Sublots mit einer Größe von 0 Einheiten erlaubt sind, wurden ebenfalls berücksichtigt. Zudem fanden bislang keine Due Windows zusammen mit Lot Streaming Beachtung, was in dieser Arbeit ebenfalls aufgegriffen wurde. Seine praktische Relevanz hat das beschriebene Modell in den Prozessoptimierungen der Fertigungsindustrie, wo es im Rahmen der Produktionssteuerung breite Anwendung finden kann. Für die weiteren Forschungen auf wissenschaftlichem Gebiet bietet das hier aufgezeigte Modell eine Grundlage, worauf in vielfältiger Hinsicht aufgesetzt werden kann.

Es wird abschließend an diese Ergebnisse aus der Untersuchung darauf hingewiesen, dass die Resultate abhängig sind von der Wahl der Parameter, insbesondere der Prozesszeiten und der Liefertermine, und somit nicht pauschal verallgemeinert werden können. Die numerischen Untersuchungen zeigen jedoch sehr deutlich, welches Potenzial das entwickelte Verfahren zur Erreichung der Zielsetzungen bietet. Sie können zudem für eine grundlegende Aussage zur Lösungsstruktur herangezogen werden, wobei es sich empfiehlt, diese in weiteren Untersuchungen zu verifizieren. Zudem können die Eigenschaften und Anforderungen betreffend die Aufträge und die Produktionsumgebung in einer großen Vielfalt angepasst, ergänzt oder eingeschränkt werden, wodurch weitere Ansätze für zukünftige Forschungen möglich sind. Diese können bspw. verschiedene Formen von Rüstprozessen umfassen sowie die Forderungen nach einer durchgängigen Produktion ohne Warte- bzw. Stillstandszeiten beinhalten. Auch die Anwendung auf andere Produktionsumgebungen wie bspw. Job Shops stellen eine weitere Forschungsrichtung dar. Ebenso lassen sich vielfältige alternative Möglichkeiten der Zielwertbestimmung sowie Anpassungen des hier vorgestellten Verfahrens untersuchen.

Anhang

A.1 Näherungsverfahren zur Bestimmung der Zahl B

Die Zahl B wird als große Zahl für ausgewählte Restriktionen des beschriebenen Modells benötigt. Sie soll dabei so groß wie nötig und so klein wie möglich gewählt werden. Um diese Forderung zu erfüllen, sind die Restriktionen zu betrachten, welche die Zahl B verwenden. Diese umfassen die Formel (26) aus den Scheduling-bezogenen Restriktionen, die Formeln (29), (30), (34), (35), (36) und (37) aus den terminbezogenen Restriktionen sowie die beiden Formeln (48) und (50) aus den Kontrollrestriktionen.

Aus Formel (29) kann geschlossen werden, dass B so groß gewählt werden muss, dass es die maximale Spanne aus frühestem Due Date und Fertigstellungszeitpunkt abbilden muss, respektive der größtmöglichen Verfrühung e_{pk} . Diese ist maximal, wenn der maximale Fertigstellungszeitpunkt $C_{max} = 0$ beträgt, somit also bereits zum Startzeitpunkt der Betrachtung alle Aufträge als fertig gelten. Hieraus folgt, dass nur der größte früheste Fertigstellungstermin zu berücksichtigen ist, sich für die gesuchte Zahl also folgende Restriktion $B \geq \max\{a_{jk}\} \quad \forall j, k$ einstellt.³⁰¹

Aus Formel (30) kann geschlossen werden, dass der Wert B die größtmögliche Verspätung t_{pk} abdecken muss, welche im Extremfall aus der Differenz des spätesten Fertigstellungszeitpunkts und des kleinsten spätesten Liefertermins gegeben ist, folglich also aus $C_{max} - \min\{z_{jk}\} \quad \forall j, k$ ermittelt werden kann. Der kleinste Wert für den spätesten geforderten Liefertermin kann im Extremfall 0 betragen, sodass lediglich C_{max} noch zu betrachten ist. Es gilt daher $B \geq C_{max}$.

Weil aus der Scheduling-bezogenen Restriktion (26) geschlossen werden kann, dass der maximale Wert für die Stillstandszeit einer Maschine kleiner als die Zykluszeit des gesamten Produktionsprozesses sein muss, folglich $h_{pm} \leq C_{max}$ gilt, muss diese Restriktion (26) nicht weiter betrachtet werden. Ebenso kann eine separate Analyse der Formeln (34) und (35) ausgeschlossen werden, da diese bereits durch die oben aufgezeigten Argumentationen abgedeckt sind.

³⁰¹ Auch wenn die Ausgangsformel (29) auf Basis der Einlastungspositionen gegeben ist, können die ursprünglichen Parameterwerte auf Basis der jk -Indizierung herangezogen werden, da diese lediglich mit dem Faktor 1 in die Positionen umgerechnet werden.

Da bekannt ist, dass ein Zuordnungs-Sublot ud_{jsk} maximal so groß wie das Sublot selbst sein kann, folglich also $ud_{jsk} \leq u_{js} \quad \forall j, s, k$ gilt, muss Formel (36) nicht weiter betrachtet werden. Zudem ist bekannt, dass ein Sublot maximal so groß sein kann wie die Anzahl Einheiten in dem jeweiligen Auftrag, also $u_{js} \leq i_j \quad \forall j, s$ gilt. Die gleiche Logik ist folglich auch auf Formel (37) anzuwenden. Daraus folgt, dass B mindestens der Anzahl Einheiten des größten Auftrags entsprechen muss, respektive $B \geq \max\{i_j\} \quad \forall j$ gilt.

Somit kann ein erster Ansatz zur näherungsweisen Ermittlung eines Wertes für B wie folgt bestimmt werden, welcher den Parameterwert so groß wie nötig und so klein wie möglich wählt.³⁰²

$$B = \max\{i_j; C_{max}; a_{jk}\} \quad \forall j, k \quad (82)$$

Es stellt sich nun die Frage, wie groß C_{max} maximal im ungünstigsten Fall sein kann, ohne „unnötige“ Wartezeiten der Aufträge zu generieren. Hierzu wird die folgende Annahme getroffen, dass die Aufträge in ihrer hinsichtlich der Durchlaufzeit ungünstigsten Reihenfolge eingeplant werden und Lot Streaming keine Anwendung findet.³⁰³ Wird angenommen, dass jeder Auftrag mit seiner Fertigung erst begonnen wird, wenn ein vorheriger Auftrag vollständig auf allen Maschinenstufen abgeschlossen ist, gilt $C_{max} = \sum_{j=1}^J (i_j * \sum_{m=1}^M pc_{jm} + \sum_{m=1}^M r_{jm})$. Für den Fall des Lot Streamings sollte zudem die Möglichkeit in die Betrachtung eingeschlossen werden, dass jede einzelne Einheit im Rahmen von Unit sized Sublots einen Rüstvorgang auslöst. Zudem könnte es im Extremfall sein, dass es sinnvoll ist, die Produktion erst zum spätesten aus allen frühesten Fertigstellungszeitpunkten zu starten. Die oben aufgezeigte Formel wird unter diesen Berücksichtigungen wie folgt abgeändert: $C_{max} = \sum_{j=1}^J (i_j * \sum_{m=1}^M pc_{jm} + i_j * \sum_{m=1}^M r_{jm}) + \max\{a_{jk}\} \quad \forall j, k$.

Auf dieser Basis wird nun die abschließende Formel (83) zur näherungsweisen Bestimmung von B wie folgt festgelegt:

³⁰² Der Vollständigkeit wegen sei darauf hingewiesen, dass $C_{max} > i_j$ nicht angenommen werden kann, weil die Bearbeitungszeiten im Intervall (0,1) liegen können und somit $C_{max} < 1$ resultieren kann. Außerdem wäre die Annahme $C_{max} > \max\{a_{jk}\}$ unzulässig, weil im ungünstigsten Fall die Produktion zum Zeitpunkt 0 beginnen und zu einem Zeitpunkt kleiner $\max\{a_{jk}\}$ enden kann.

³⁰³ Das Problem kann alternativ auch als Maximierung des Staus vor der Engpass-Maschine dargestellt werden.

$$B = \max \left\{ i_j; \sum_{j=1}^J \left(i_j * \sum_{m=1}^M p c_{jm} + i_j * \sum_{m=1}^M r_{jm} \right) + \max\{a_{jk}\} \right\} \quad \forall j, k \quad (83)$$

Es sei abschließend noch festgestellt, dass das erste Argument in der Funktion, respektive i_j , nicht ausgeschlossen werden kann, nur weil es im zweiten Argument in Form einer Multiplikation Anwendung findet, weil die Fälle unterschieden werden müssen, in denen die Prozesszeit einen Bruchteil bzw. ein Vielfaches der Anzahl Einheiten darstellt. Zudem sei angemerkt, dass es einen kleineren Wert für B geben kann, der im Rahmen des untersuchten Problems zulässig wäre, dessen Bestimmung jedoch ex ante aufgrund der Parameter nicht möglich ist. Somit wird über die oben gezeigte Formel ein Näherungswert ermittelt, welcher die Zulässigkeit der eingangs erwähnten Formeln sicherstellt.

A.2 Screenshots zum technischen Vorgehen

Im Folgenden werden einige Screenshots der verwendeten Programme Microsoft Excel 2007, AIMMS 3.11 und des VBA Editors gezeigt. Mit diesen Programmen erfolgte die Umsetzung der numerischen Auswertungen.

A.2.1 Screenshots zu AIMMS

Der in Abbildung 58 gezeigte Screenshot zeigt die Oberfläche der AIMMS Software, mit der das MIP abgebildet wurde. Konkret wird Formel (30) aus den terminbezogenen Restriktionen gezeigt. In der linken Spalte sind die einzelnen Modellbestandteile zu sehen, im rechten Bereich wird die als C_11 bezeichnete Restriktion im Detail gezeigt.

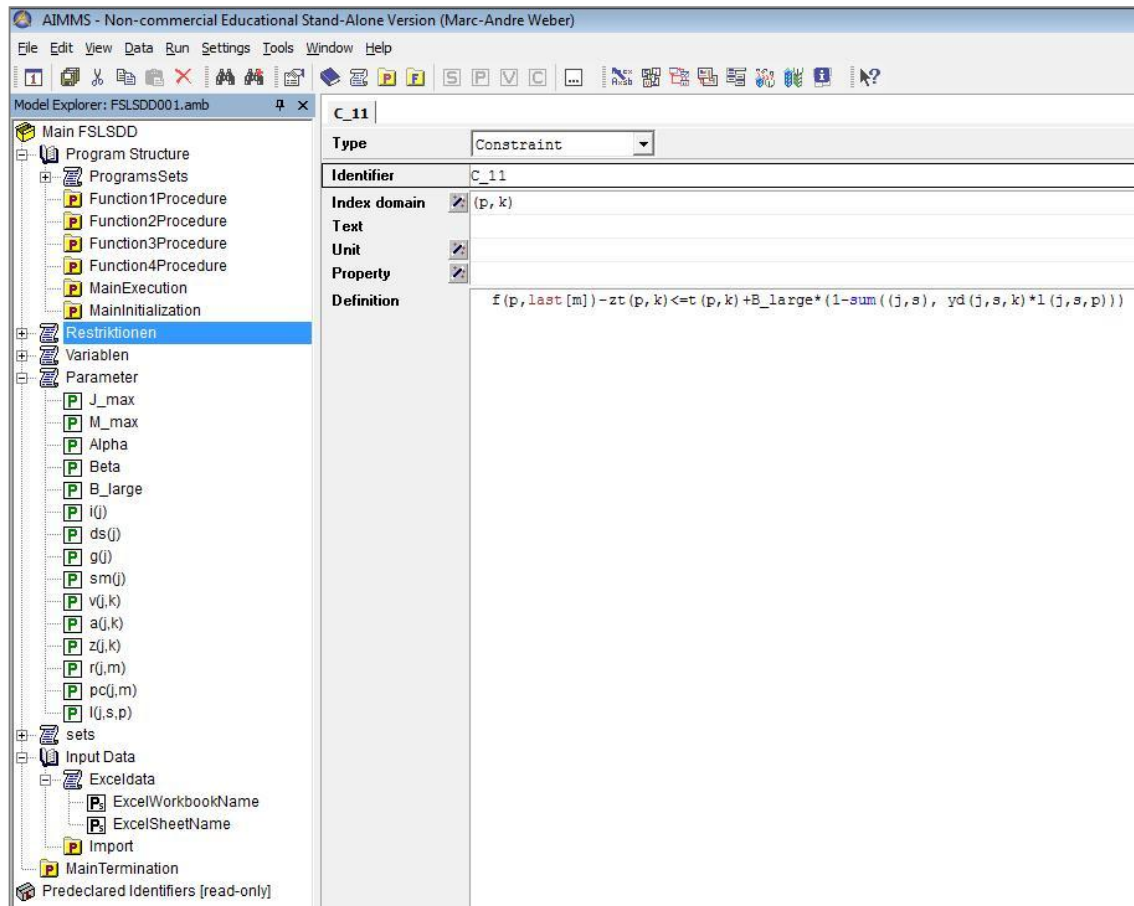


Abbildung 58: Screenshot der AIMMS Oberfläche

A.2.2 Screenshots zu Microsoft Excel

Als nächstes wird ein Screenshot der Oberfläche aus Microsoft Excel in Abbildung 59 gezeigt. Dargestellt ist der Eingabebereich für alle Parameter mit Ausnahme der Einlastungsparameter l_{jsp} . Über Excel wurden die Eingabewerte erfasst und an AIMMS übertragen. Nach Ausführung des MIP wurden die Resultate wieder in Excel erfasst. Mit Hilfe der sog. Pivotanalyse erfolgte dann die Auswertung der Ergebnisse.

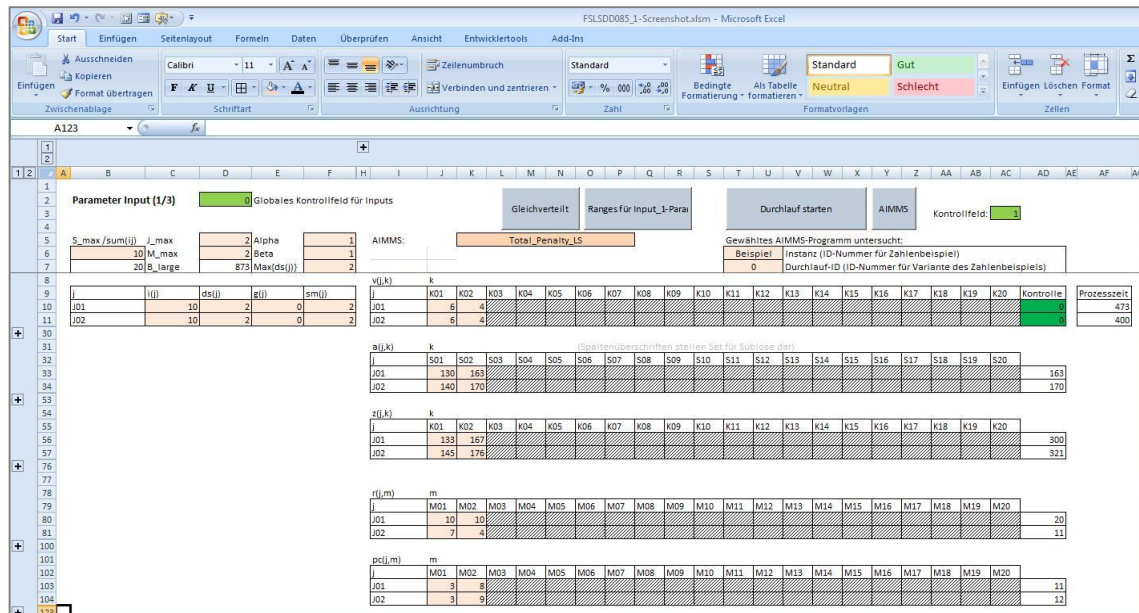


Abbildung 59: Screenshot der Microsoft Excel Oberfläche

A.2.3 Screenshots zu Visual Basic for Applications

Die Anpassung der Tabellenblätter an die Testinstanzen (bspw. die Größe der Matrizen) sowie ausgewählte Berechnungen (bspw. die Prioritätsregeln oder der Genetische Algorithmus) wurde mit Hilfe von Visual Basic for Applications umgesetzt. Abbildung 60 zeigt einen Screenshot der Programmieroberfläche aus VBA. Konkret wird die Matrizenvorbereitung für die Heuristik gezeigt.

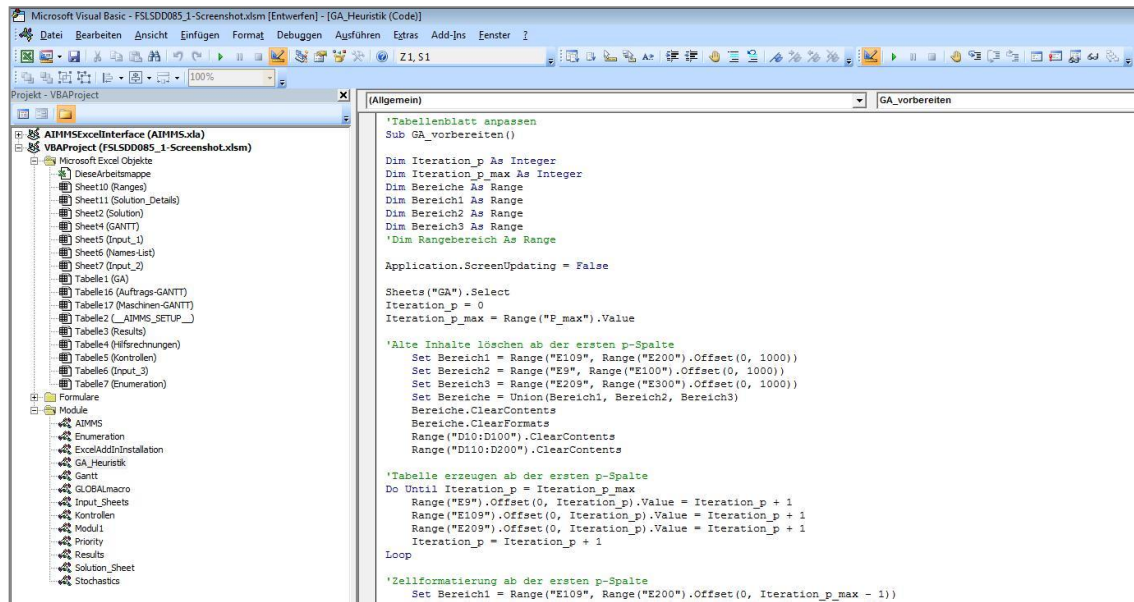


Abbildung 60: Screenshot der Visual Basic Oberfläche

Aufgrund des großen Umfangs an VBA-Codezeilen wird an dieser Stelle von einem Abdruck aller Codezeilen abgesehen.

A.3 Datensätze der statistischen Auswertungen

Im Folgenden werden deskriptive Auswertungen der zugrunde liegenden Datensätze aus der numerischen Untersuchung vorgestellt. Diese sind zunächst untergliedert nach den beiden betrachteten Zielfunktionen und anschließend klassifiziert nach den Auftragsanzahlen und Rüstfaktoren, die in die Berechnung eingeflossen sind.

A.3.1 Datensätze zur Minimierung der Terminabweichung

A.3.1.1 Auswertungen über alle Datensätze

Tabelle 37: Auswertung min PN, alle Datensätze

Datenauswertung: min PN, alle Datensätze					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	3.510	3.240	3510	3510
	Fehlend	0	270	0	0
Mittelwert		169	278	15,8%	12,4%
Modus		58	90 ^a	0,0%	0,0%
Standardabweichung		128	196	22,8%	20,4%
Spannweite		692	1.059	100,0%	100,0%
Minimum		0	21	0,0%	0,0%
Maximum		692	1.080	100,0%	100,0%
Perzentile	25	70	136	0,0%	0,0%
	50 (Median)	127	216	0,0%	0,0%
	75	249	376	25,0%	20,0%

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

A.3.1.2 Auswertungen je Auftragsanzahl

Tabelle 38: Auswertung min PN, J=1

Datenauswertung: min PN, Daten für alle J=1					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		63	140	8,3%	25,6%
Modus		58 ^a	26 ^a	0,0%	0,0%
Standardabweichung		35	71	25,0%	27,8%
Spannweite		157	285	100,0%	100,0%
Minimum		0	21	0,0%	0,0%
Maximum		157	306	100,0%	100,0%
Perzentile	25	34	90	0,0%	0,0%
	50 (Median)	63	138	0,0%	33,3%
	75	87	194	0,0%	50,0%

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Tabelle 39: Auswertung min PN, J=2

Datenauswertung: min PN, Daten für alle J=2					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		143	242	18,9%	5,3%
Modus		100	221	0,0%	0,0%
Standardabweichung		76	134	20,4%	10,6%
Spannweite		395	510	100,0%	50,0%
Minimum		17	50	0,0%	0,0%
Maximum		412	560	100,0%	50,0%
Perzentile	25	88	135	0,0%	0,0%
	50 (Median)	127	206	25,0%	0,0%
	75	179	353	33,3%	0,0%

Tabelle 40: Auswertung min PN, J=3

Datenauswertung: min PN, Daten für alle J=3					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		302	451	20,1%	6,2%
Modus		217	303	0,0%	0,0%
Standardabweichung		114	204	20,8%	9,9%
Spannweite		656	973	100,0%	50,0%
Minimum		36	107	0,0%	0,0%
Maximum		692	1.080	100,0%	50,0%
Perzentile	25	217	294	0,0%	0,0%
	50 (Median)	280	399	16,7%	0,0%
	75	373	586	33,3%	14,3%

A.3.1.3 Auswertungen je Rüstfaktor

Tabelle 41: Auswertung min PN, $\Lambda=0,3$

Datenauswertung: min PN, Daten für alle $\Lambda=0,3$					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		190	358	4,4%	20,6%
Modus		58	47 ^a	0,0%	0,0%
Standardabweichung		143	233	9,1%	23,7%
Spannweite		692	1.037	40,0%	100,0%
Minimum		0	43	0,0%	0,0%
Maximum		692	1.080	40,0%	100,0%
Perzentile	25	74	171	0,0%	0,0%
	50 (Median)	148	306	0,0%	16,7%
	75	283	496	0,0%	33,3%

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Tabelle 42: Auswertung min PN, $\Lambda=1,0$

Datenauswertung: min PN, Daten für alle $\Lambda=1,0$					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		165	275	10,1%	13,0%
Modus		64 ^a	130 ^a	0,0%	0,0%
Standardabweichung		125	178	12,9%	20,2%
Spannweite		633	840	50,0%	100,0%
Minimum		7	45	0,0%	0,0%
Maximum		640	885	50,0%	100,0%
Perzentile	25	70	145	0,0%	0,0%
	50 (Median)	123	213	0,0%	0,0%
	75	241	365	20,0%	25,0%

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Tabelle 43: Auswertung min PN, $\Lambda=3,0$

Datenauswertung: min PN, Daten für alle $\Lambda=3,0$					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		153	200	32,8%	3,5%
Modus		26 ^a	90	0,0%	0,0%
Standardabweichung		112	128	29,2%	11,4%
Spannweite		538	583	100,0%	50,0%
Minimum		9	21	0,0%	0,0%
Maximum		547	604	100,0%	50,0%
Perzentile	25	61	102	0,0%	0,0%
	50 (Median)	123	176	33,3%	0,0%
	75	226	278	50,0%	0,0%

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

A.3.2 Datensätze zur Minimierung der nicht termingerecht fertiggestellten Menge

A.3.2.1 Auswertungen über alle Datensätze

Tabelle 44: Auswertung min X, alle Datensätze

Datenauswertung: min X, alle Datensätze					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	3.510	3.240	3510	3510
	Fehlend	0	270	0	0
Mittelwert		11,2	17,0	12,5%	39,8%
Modus		10,0	10,0	0,0%	50,0%
Standardabweichung		6,2	6,8	16,0%	30,4%
Spannweite		25,6	26,0	100,0%	100,0%
Minimum		0,0	4,0	0,0%	0,0%
Maximum		25,6	30,0	100,0%	100,0%
Perzentile	25	5,3	10,0	0,0%	16,7%
	50 (Median)	11,0	20,0	0,0%	33,3%
	75	16,8	21,0	20,0%	50,0%

A.3.2.2 Auswertungen je Auftragsanzahl

Tabelle 45: Auswertung min X, J=1

Datenauswertung: min X, Daten für alle J=1					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		4,4	9,7	8,0%	62,0%
Modus		3,0	10,0	0,0%	50,0%
Standardabweichung		1,6	1,1	15,2%	33,4%
Spannweite		7,4	6,0	50,0%	100,0%
Minimum		0,0	4,0	0,0%	0,0%
Maximum		7,4	10,0	50,0%	100,0%
Perzentile	25	3,4	10,0	0,0%	50,0%
	50 (Median)	4,4	10,0	0,0%	50,0%
	75	5,3	10,0	0,0%	100,0%

Tabelle 46: Auswertung min X, J=2

Datenauswertung: min X, Daten für alle J=2					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		10,8	17,5	13,5%	32,6%
Modus		10,0	20,0	0,0%	25,0%
Standardabweichung		2,2	3,5	16,0%	22,8%
Spannweite		12,8	10,0	100,0%	100,0%
Minimum		3,0	10,0	0,0%	0,0%
Maximum		15,8	20,0	100,0%	100,0%
Perzentile	25	9,3	13,0	0,0%	25,0%
	50 (Median)	11,0	20,0	12,5%	25,0%
	75	12,7	20,0	25,0%	50,0%

Tabelle 47: Auswertung min X, J=3

Datenauswertung: min X, Daten für alle J=3					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.080	1170	1170
	Fehlend	0	90	0	0
Mittelwert		18,5	24,5	15,9%	24,7%
Modus		20,0	30,0	0,0%	16,7%
Standardabweichung		3,0	4,1	15,7%	19,0%
Spannweite		17,6	16,0	100,0%	100,0%
Minimum		8,0	14,0	0,0%	0,0%
Maximum		25,6	30,0	100,0%	100,0%
Perzentile	25	16,8	21,0	0,0%	16,7%
	50 (Median)	18,7	23,0	14,3%	16,7%
	75	20,5	30,0	20,0%	33,3%

A.3.2.3 Auswertungen je Rüstfaktor

Tabelle 48: Auswertung min X, $\Lambda=0,3$

Datenauswertung: min X, Daten für alle $\Lambda=0,3$					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.110	1170	1170
	Fehlend	0	60	0	0
Mittelwert		11,7	18,7	10,3%	50,8%
Modus		5,2	10,0	0,0%	50,0%
Standardabweichung		6,1	7,5	14,0%	31,3%
Spannweite		22,2	20,0	100,0%	100,0%
Minimum		3,4	10,0	0,0%	0,0%
Maximum		25,6	30,0	100,0%	100,0%
Perzentile	25	5,7	10,0	0,0%	25,0%
	50 (Median)	11,1	20,0	0,0%	50,0%
	75	16,8	23,0	20,0%	75,0%

Tabelle 49: Auswertung min X, $\Lambda=1,0$

Datenauswertung: min X, Daten für alle $\Lambda=1,0$					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.110	1170	1170
	Fehlend	0	60	0	0
Mittelwert		11,0	17,3	11,4%	43,3%
Modus		2,6	10,0	0,0%	50,0%
Standardabweichung		6,2	6,7	14,3%	30,3%
Spannweite		21,6	23,0	75,0%	100,0%
Minimum		2,0	7,0	0,0%	0,0%
Maximum		23,6	30,0	75,0%	100,0%
Perzentile	25	5,1	10,0	0,0%	25,0%
	50 (Median)	11,0	20,0	0,0%	33,3%
	75	16,6	21,0	20,0%	50,0%

Tabelle 50: Auswertung min X, $\Lambda=3,0$

Datenauswertung: min X, Daten für alle $\Lambda=3,0$					
Kennzahl		mit Lot Streaming	ohne Lot Streaming	JS	JK
N	Gültig	1.170	1.110	1170	1170
	Fehlend	0	60	0	0
Mittelwert		11,0	15,1	15,7%	25,3%
Modus		10,0	10,0	0,0%	0,0%
Standardabweichung		6,4	5,7	18,7%	23,1%
Spannweite		23,6	26,0	100,0%	100,0%
Minimum		0,0	4,0	0,0%	0,0%
Maximum		23,6	30,0	100,0%	100,0%
Perzentile	25	5,6	10,0	0,0%	0,0%
	50 (Median)	10,3	13,0	11,1%	25,0%
	75	17,0	21,0	25,0%	50,0%

A.3.3 Datensätze zur Zielfunktionswertverbesserung durch den Genetischen Algorithmus

A.3.3.1 Auswertungen über alle Datensätze

Tabelle 51: Auswertung GA, alle Datensätze

Datenauswertung: Vergleich beste Prioritätsregel und GA alle Datensätze					
Kennzahl		Min PN Beste Prioritäts- regel	Min X Beste Prioritäts- regel	Min PN GA	Min X GA
N	Gültig	270	270	270	270
	Fehlend	0	0	0	0
Mittelwert		140	10	134	10
Modus		40	10	40 ^a	3
Standardabweichung		99	5	91	5
Spannweite		492	21	440	20
Minimum		0	0	0	0
Maximum		492	21	440	20
Perzentile	25	63	5	62	5
	50 (Median)	114	9	109	9
	75	198	15	191	14

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

A.3.3.2 Auswertungen je Auftragsanzahl

Tabelle 52: Auswertung GA, J=1

Datenauswertung: Vergleich beste Prioritätsregel und GA J=1, alle Rüstkfaktoren					
Kennzahl		Min PN Beste Prioritäts- regel	Min X Beste Prioritäts- regel	Min PN GA	Min X GA
N	Gültig	90	90	90	90
	Fehlend	0	0	0	0
Mittelwert		63	4	63	4
Modus		58 ^a	3	58 ^a	3
Standardabweichung		35	2	35	2
Spannweite		157	7	157	7
Minimum		0	0	0	0
Maximum		157	7	157	7
Perzentile	25	34	3	34	3
	50 (Median)	63	4	63	4
	75	87	5	87	5

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Tabelle 53: Auswertung GA, J=2

Datenauswertung: Vergleich beste Prioritätsregel und GA J=2, alle Rüstkfaktoren					
Kennzahl		Min PN Beste Prioritäts- regel	Min X Beste Prioritäts- regel	Min PN GA	Min X GA
N	Gültig	90	90	90	90
	Fehlend	0	0	0	0
Mittelwert		117	10	115	10
Modus		40 ^a	10	59	3 ^a
Standardabweichung		65	2	64	2
Spannweite		285	11	285	11
Minimum		17	3	17	3
Maximum		302	14	302	14
Perzentile	25	63	8	62	8
	50 (Median)	105	10	103	9
	75	154	11	152	11

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Tabelle 54: Auswertung GA, J=3

Datenauswertung: Vergleich beste Prioritätsregel und GA J=3, alle Rüstfaktoren					
Kennzahl		Min PN Beste Prioritäts- regel	Min X Beste Prioritäts- regel	Min PN GA	Min X GA
N	Gültig	90	90	90	90
	Fehlend	0	0	0	0
Mittelwert		241	16	223	16
Modus		183 ^a	13 ^a	195	8 ^a
Standardabweichung		85	3	78	3
Spannweite		456	13	404	12
Minimum		36	8	36	8
Maximum		492	21	440	20
Perzentile	25	183	15	167	14
	50 (Median)	231	17	210	16
	75	292	18	275	17

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

A.3.3.3 Auswertungen je Rüstfaktor

Tabelle 55: Auswertung GA, $\Lambda=0,3$

Datenauswertung: Vergleich beste Prioritätsregel und GA alle Auftragsanzahlen, $\Lambda=0,3$					
Kennzahl		Min PN Beste Prioritäts- regel	Min X Beste Prioritäts- regel	Min PN GA	Min X GA
N	Gültig	90	90	90	90
	Fehlend	0	0	0	0
Mittelwert		156	10	145	10
Modus		40 ^a	5	109 ^a	5
Standardabweichung		114	5	101	4
Spannweite		492	16	440	16
Minimum		0	3	0	3
Maximum		492	19	440	19
Perzentile	25	65	6	64	6
	50 (Median)	126	9	121	9
	75	220	14	196	13

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Tabelle 56: Auswertung GA, $\Lambda=1,0$

Datenauswertung: Vergleich beste Prioritätsregel und GA alle Auftragsanzahlen, $\Lambda=1,0$					
Kennzahl		Min PN Beste Prioritäts- regel	Min X Beste Prioritäts- regel	Min PN GA	Min X GA
N	Gültig	90	90	90	90
	Fehlend	0	0	0	0
Mittelwert		135	10	129	10
Modus		40	3 ^a	40	3 ^a
Standardabweichung		90	5	86	5
Spannweite		384	19	376	18
Minimum		7	2	7	2
Maximum		391	21	383	20
Perzentile	25	64	5	64	5
	50 (Median)	106	9	104	9
	75	200	14	187	14

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Tabelle 57: Auswertung GA, $\Lambda=3,0$

Datenauswertung: Vergleich beste Prioritätsregel und GA alle Auftragsanzahlen, $\Lambda=3,0$					
Kennzahl		Min PN Beste Prioritäts- regel	Min X Beste Prioritäts- regel	Min PN GA	Min X GA
N	Gültig	90	90	90	90
	Fehlend	0	0	0	0
Mittelwert		131	10	127	10
Modus		26 ^a	10	26	1 ^a
Standardabweichung		89	6	84	6
Spannweite		398	20	392	20
Minimum		9	0	9	0
Maximum		407	20	401	20
Perzentile	25	59	5	59	5
	50 (Median)	115	10	115	10
	75	185	16	184	16

a. Mehrere Modi vorhanden. Der kleinste Wert wird angezeigt.

Literaturverzeichnis

- Alabsi, F. / Naoum, R. (2012): Comparison of Selection Methods and Crossover Operations using Steady State Genetic Based Intrusion Detection System, in: Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences, Vol. 3, No. 7, S. 1053 – 1058.
- Allahverdi, A. / Ng, C. T. / Cheng, T. C. E. / Kovalyov, M. Y. (2008): A survey of Scheduling Problems with Setup Times or Costs, in: European Journal of Operations Research, Vol. 187, No. 3, S. 985–1032.
- Andler, K. (1929): Rationalisierung der Fabrikation und optimale Losgrösse, München.
- Bagchi, T. P. (1999): Multiobjective Scheduling by Genetic Algorithms, Dordrecht.
- Baker, K. R. (1995): Lot Streaming in the Two-Machine Flow Shop with Setup Times, in: Annals of Operations Research, Vol. 57, S. 1–11.
- Baker, K. R. / Jia, D. (1993): A comparative Study of Lot Streaming Procedures, in: International Journal of Management Sciences, Vol. 21, No. 5, S. 561–566.
- Baker, K. R. / Pyke, D. F. (1990): Solution Procedures for the Lot-Streaming Problem, in: Decision Sciences, Vol. 21, S. 475–491.
- Baker, K. / Bertrand, J. (1981): A Comparison of Due-Date Selection Rules, in: AIIE Transactions, Vol. 13, No. 2, S. 123–131.
- Benli, Ö. S. (2005): Constraint Programming Approaches to a Lot Streaming Problem of Machine Scheduling, in: Proceedings of the 35th International Conference on Computers & Industrial Engineering, S. 281–286.
- Biskup, D. / Feldmann, M. (2006): Lot Streaming with Variable Sublots: an Integer Programming Formulation, in: The Journal of the Operational Research Society, Vol. 57, No. 3, S. 296–303.

- Brzęczek, T. / Nowak, D. (2013): Genetic Algorithm Modification for Production Scheduling, in: Foundations of Computing and Decision Sciences, Vol. 38, No. 4, S. 299–309.
- Brucker, P. (2007): Scheduling Algorithms, 5. Aufl., Berlin/Heidelberg.
- Brucker, P. / Knust, S. (2009): Complexity Results for Scheduling Problems. im WWW, URL: <http://www.mathematik.uni-osnabrueck.de/research/OR/class/>. Abrufdatum: 11.12.2012.
- Bukchin, J. / Masin, M. (2004): Multi-objective Lot Splitting for a single Product M-Machine Flowshop Line, in: IIE Transactions, Vol. 36, S. 191–202.
- Bukchin, J. / Tzur, M. / Jaffe, M. (2002): Lot Splitting to minimize average Flow-Time in a Two-Machine Flow Shop, in: IIE Transactions, Vol. 34, S. 953–970.
- Bukchin, Y. / Masin, M. / Kirshner, R. (2010): Modeling and Analysis of multiobjective Lot Splitting for N-Product M-Machine Flowshop Lines, in: Naval Research Logistics, Vol. 57, S. 354–366.
- Buscher, U. (2008): Durchlaufzeitcontrolling in der industriellen Auftragsfertigung, in: Freidank, C.-C. / Müller, S. / Wulf, I. (Hrsg.): Controlling und Rechnungslegung: Aktuelle Entwicklungen in Wissenschaft und Praxis, Heusenstamm, S. 115–138.
- Buscher, U. / Shen, L. (2011): An Integer Programming Formulation for the Lot Streaming Problem in a Job Shop Environment with Setups, in: Proceedings of the International Multi Conference of Engineers and Computer Scientists, Vol. 2, S. 1–6.
- Cetinkaya, F. C. (1994): Lot Streaming in a Two-stage Flow Shop with Set-up, Processing and Removal Times separated, in: Journal of the Operational Research Society, Vol. 45, No. 12, S. 1445–1455.
- Cetinkaya, F. C. / Duman, M. (2010): Lot Streaming in a Two-Machine Mixed Shop, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, Vol. 49, S. 1161–1173.

- Cetinkaya, F. C. / Kayaligil, M. S. (1992): Unit sized Transfer Batch Scheduling with Setup Times, in: Computers Industrial Engineering, Vol. 22, No. 2, S. 177–183.
- Chan, F. T. S. / Wong, T. C. / Chan, P. L. Y. (2004): Equal Size Lot Streaming to Job-Shop Scheduling Problem using Genetic Algorithms, in: Proceedings of the 2004 IEEE, S. 472–476.
- Chan, F. T. S. / Wong, T. C. / Chan, P. L. Y. (2005): Lot Streaming Technique in Job-Shop Environment, in: Proceedings of the 13th Mediterranean Conference on Control and Automation, S. 364–369.
- Chan, F. T. S. / Wong, T. C. / Chan, P. L. Y. (2008a): Lot Streaming for Product Assembly in Job Shop Environment, in: Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, Vol. 24, No. 3, S. 321–331.
- Chan, F. T. S. / Wong, T. C. / Chan, P. L. Y. (2008b): The Application of Lot Streaming to Assembly Job Shop under Resource Constraints, in: Proceedings of the 17th World Congress - The International Federation of Automatic Control, S. 14852–14857.
- Chang, J. H. / Chiu, H. N. (2005): A comprehensive Review of Lot Streaming, in: International Journal of Production Research, Vol. 43, No. 8, S. 1515–1536.
- Chaudhry, I. / Drake, P. (2008): Minimizing Flow-Time Variance in a Single-Machine System using Genetic Algorithms, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, Vol. 39, S. 355–366.
- Chaudhry, I. / Khan, A. / Khan, A. (2013): A Genetic Algorithm for Flexible Job Shop Scheduling, in: Proceedings of the World Congress on Engineering, Vol. 1, S. 1–6.
- Cheng, T. C. E. / Gupta, M. C. (1989): Survey of Scheduling Research involving Due Date Determination Decisions, in: European Journal of Operations Research, Vol. 38, S. 156–166.

- Chen, J. / Steiner, G. (1996): Lot Streaming with detached Setups in Three-Machine Flow Shops, in: European Journal of Operations Research, Vol. 96, S. 591–611.
- Chen, J. / Steiner, G. (1997): Approximation Methods for discrete Lot Streaming in Flow Shops, in: Operations Research Letters, Vol. 21, S. 139–145.
- Chen, J. / Steiner, G. (1998): Lot Streaming with attached Setups in Three-Machine Flow Shops, in: IIE Transactions, Vol. 30, S. 1075–1084.
- Chen, J. / Steiner, G. (1999): Discrete Lot Streaming in Two-Machine Flow Shops, in: INFOR, Vol. 37, No. 2.
- Chen, S.-H. / Chang, P.-C. / Cheng, T. C. E. / Zhang, Q. (2012): A self-guided Genetic Algorithm for Permutation Flowshop Scheduling Problems, in: Computers & Operations Research, Vol. 39, S. 1450–1457.
- Connolly, D. (1992): General Purpose Simulated Annealing, in: Journal of the Operational Research Society, Vol. 43, No. 5, S. 495–505.
- Croce, F. D. / Gupta, J. N. D. / Tadei, R. (2000): Minimizing tardy Jobs in a Flowshop with common Due Date, in: European Journal of Operations Research, S. 375–381.
- Dauzère-Pérès, S. / Lasserre, J.-B. (1997): Lot Streaming in Job-Shop Scheduling, in: Operations Research, Vol. 45, No. 4, S. 584–595.
- Davis, L. (1985): Job Shop Scheduling with Genetic Algorithms, in: Proceedings of the 1st International Conference on Genetic Algorithms, S. 136–140.
- Davis, L. (1991): Handbook of Genetic Algorithms, New York.
- Dickmann, P. (2007): Schlanker Materialfluss mit Lean Production, Kanban und Innovationen, Berlin/Heidelberg.
- Dominic, P. D. D. / Kaliyamoorthy, S. / Kumar, M. S. (2004): Efficient Dispatching Rules for dynamic Job Shop Scheduling, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, Vol. 24, S. 70–75.

- Domschke, W. / Drexl, A. (2005): Einführung in Operations Research, 6. Aufl., Berlin/Heidelberg/New York.
- Dorigo, M. / Stützle, T. (2009): Ant Colony Optimization: Overview and recent Advances, in: IRIDIA Technical Report Series, No. TR/IRIDIA/2009-13, S. 1 – 32.
- Dyckhoff, H. (2003): Grundzüge der Produktionswirtschaft, 4. Aufl., Berlin u. a.
- Eberhardt, R. / Kennedy, J. (1995): A new Optimizer using Particle Swarm Theory, in: Proceedings of the 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science, S. 39–43.
- Edis, R. S. / Ornek, M. A. (2009): A Tabu Search-based Heuristic for Single-Product Lot Streaming Problems in Flow Shops, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, Vol. 43, S. 1202–1213.
- Eiselt, H. A. / Sandblom, C.-L. (2000): Integer Programming and Network Models, Berlin u. a.
- Feldmann, M. / Biskup, D. (2005): On Lot Streaming with multiple Products, in: Diskussionsarbeiten der Fakultät für Wirtschaftswissenschaften der Universität Bielefeld, Vol. 542, S. 1–25.
- Garey, M. R. / Johnson, D. S. (1979): Computers and Intractability: A Guide to the Theory of NP-Completeness, New York.
- Ghosh, J. / Gupta, J. (1997): Batch Scheduling to minimize maximum Lateness, in: Operations Research Letters, Vol. 21, S. 77–80.
- Glass, C. A. / Gupta, J. N. D. / Potts, C. N. (1994): Lot Streaming in three-stage Production Processes, in: European Journal of Operations Research, Vol. 75, S. 378–394.
- Glass, C. A. / Potts, C. N. (1998): Structural Properties of Lot Streaming in a Flow Shop, in: Mathematics of Operations Research, Vol. 23, No. 3, S. 624–639.
- Glover, F. / Laguna, M. (1997): Tabu Search, Norwell/Dordrecht.

- Goldberg, D. E. (1989): Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, New York u. a.
- Goldberg, D. E. (1991): The Theory of virtual Alphabets, in: Proceedings of the 1st Workshop on Parallel Problem Solving from Nature, S. 13–22.
- Goldberg, D. E. (2002): The Design of Innovation. Lessons from and for Competent Genetic Algorithms, Boston u. a.
- Goldberg, D. E. / Deb, K. (1991): A comparative Analysis of Selection Schemes used in Genetic Algorithms, in: Foundations of Genetic Algorithms, S. 69–93.
- Gordon, V. S. / Proth, J.-M. / Chu, C. (1998): A state-of-the-art Survey of Due Date Assignment and Scheduling Research: slk, twk and other Due Date Assignment Models, in: INRIA Rapport de Recherche, Vol. 3537, S. 1–37.
- Gordon, V. S. / Proth, J.-M. / Chu, C. (2002): A Survey of the state-of-the-art of common Due Date Assignment and Scheduling Research, in: European Journal of Operations Research, Vol. 139, S. 1–25.
- Gordon, V. / Strusevich, V. / Dolgui, A. (2011): Scheduling with Due Date Assignment under special Conditions on Job Processing, in: Journal of Scheduling, (Online Publikation), S. 1–10.
- Goyal, S. K. (1976): Note on "Manufacturing Cycle Time Determination for a Multi-Stage Economic Production Quantity Model", in: Management Science, Vol. 23, No. 3, S. 332–333.
- Graham, R. / Lawler, E. / Lenstra, J. / Rinnooy Kan, A. (1979): Optimization and Approximation in deterministic Sequencing and Scheduling: a Survey, in: Annals of Discrete Mathematics 5, S. 287–326.
- Günther, H.-O. / Tempelmeier, H. (2005): Produktion und Logistik, Berlin/Heidelberg.
- Hall, N. G. / Laporte, G. / Selvarajah, E. / Sriskandarajah, C. (2003): Scheduling and Lot Streaming in Flowshops with No-wait in Process, in: Journal of Scheduling, Vol. 6, S. 339–354.

- Hall, N. / Sethi, S. / Sriskandarajah, C. (1991): On the Complexity of generalized Due Date Scheduling Problems, in: *European Journal of Operations Research*, Vol. 51, No. 1, S. 100–109.
- Hancock, T. (1991): Effects of Lot-Splitting under various Routing Strategies, in: *International Journal of Operations & Production Management*, Vol. 11, No. 1, S. 68–74.
- Harris, F. W. (1913): How many Parts to make at once, in: *Factory: The Magazine of Management*, Vol. 10, No. 2, S. 135-136, 152.
- Holland, J. (1975): *Adaption in natural and artificial System: an Introductory Analysis with Applications in Biology, Control, and artificial Intelligence*, Ann Arbor.
- Hopp, W. J. / Spearman, M. L. (2008): *Factory Physics*, 3. Aufl., New York.
- Hoque, M. A. / Goyal, S. K. (2005): On Lot Streaming in multistage Production Systems, in: *International Journal of Production Economics*, Vol. 95, S. 195–202.
- Hromkovič, J. (2001): *Algorithmics for hard Problems. Introduction to Combinatorial Optimization, Randomization, Approximation, and Heuristics*, Berlin/Heidelberg/New York.
- Hunsucker, J. L. / Shah, J. R. (1992): Performance of Priority Rules in a Due Date Flow Shop, in: *International Journal of Management Sciences*, Vol. 20, No. 1, S. 73–89.
- Jacobs, F. R. / Bragg, D. J. (1988): Repetitive Lots: Flow-Time Reductions through Sequencing and dynamic Batch Sizing, in: *Decision Sciences*, Vol. 19, No. 2, S. 281–294.
- Jiang, J. / Wen, M. / Ma, K. / Long, X. / Li, J. (2011): Hybrid Genetic Algorithm for Flexible Job-Shop Scheduling with Multi-Objective, in: *Journal of Information & Computational Science*, Vol. 11, S. 2197–2205.
- Johnson, S. M. (1954): Optimal two- and three-stage Production Schedules with Setup Times included, in: *Naval Research Logistics*, Vol. 1, S. 61–68.

- Jong, K. A. de (1975): Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems.
- Kalir, A. A. / Sarin, S. C. (2000): Evaluation of the potential Benefits of Lot Streaming in Flow-Shop Systems, in: International Journal of Production Economics, Vol. 66, S. 131–142.
- Kalir, A. A. / Sarin, S. C. (2001a): Optimal Solutions for the Single Batch, Flow Shop, Lot-Streaming Problem with Equal Sublots, in: Decision Sciences, Vol. 32, No. 2, S. 387–397.
- Kalir, A. A. / Sarin, S. C. (2001b): A near-optimal Heuristik for the Sequencing Problem in Multiple-Batch Flow-Shops with small Equal Sublots, in: Omega, Vol. 29, S. 577–584.
- Kalir, A. A. / Sarin, S. C. (2003): Constructing near optimal Schedules for the Flow-Shop Lot Streaming Problem with Sublot-attached Setups, in: Journal of Combinatorial Optimization, Vol. 7, S. 23–44.
- Kanagasabapathi, B. / Rajendran, C. / Ananthanarayanan, K. (2009): Performance Analysis of Scheduling Rules in Resource-constrained multiple Projects, in: International Journal of Industrial and Systems Engineering, Vol. 4, No. 5, S. 502–535.
- Kanagasabapathi, B. / Rajendran, C. / Ananthanarayanan, K. (2010): Scheduling in Resource-constrained multiple Projects to minimise the weighted Tardiness and weighted Earliness in Projects, in: International Journal of Operational Research, Vol. 7, No. 3, S. 334–386.
- Kannan, V. R. / Lyman, S. B. (1994): Impact of Family-based Scheduling on Transfer Batches in a Job Shop Manufacturing Cell, in: International Journal of Production Research, Vol. 32, No. 12, S. 2777–2794.
- Kapoor, V. / Dey, S. / Khurana, A. P. (2011): An empirical Study of the Role of Control Parameters of Genetic Algorithms, in Function Optimization Problems, Vol. 31, No. 6, S. 20–26.

- Kennedy, J. / Eberhart, R. (1995): Particle Swarm Optimization, in: Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks IV, S. 1942 – 1948.
- Kern, W. (1992): Industrielle Produktionswirtschaft, Stuttgart.
- Kim, K. / Jeong, I.-J. (2009): Flow Shop Scheduling with No-wait flexible Lot Streaming using an adaptive Genetic Algorithm, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, Vol. 44, S. 1181–1190.
- Kim, Y.-D. (1993a): A new Branch and Bound Algorithm for minimizing mean Tardiness in Two-Machine Flowshops, in: Computers and Operations Research, Vol. 20, No. 4, S. 391–401.
- Kim, Y.-D. (1993b): Heuristics for Flowshop Scheduling Problems minimizing Mean Tardiness, in: Journal of the Operational Research Society, Vol. 44, No. 1, S. 19–28.
- Kropp, D. H. / Smunt, T. L. (1990): Optimal and heuristic Models for Lot Splitting in a Flow Shop, in: Decision Sciences, Vol. 21, S. 691–709.
- Kumar, A. / Dhingra, A. K. (2012): Optimization of Scheduling Problems: A genetic algorithm survey, in: International Journal of applied Sciences and Engineering Research, Vol. 1, No. 2, S. 11–25.
- Kumar, S. / Bagchi, T. P. / Sriskandarajah, C. (2000): Lot Streaming and Scheduling Heuristics for M-Machine No-wait Flowshops, in: Computers & Industrial Engineering, Vol. 38, S. 149–172.
- Lauff, V. / Werner, F. (2004): Scheduling with common Due Date, Earliness and Tardiness Penalties for Multi-Machine Problems: a Survey, in: Mathematical and Computer Modelling, Vol. 40, 5-6, S. 637–655.
- Liu, S. C. (2003): A heuristic Method for discrete Lot Streaming with Variable Sublots in a Flow Shop, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, Vol. 22, S. 662–668.

- Liu, S.-C. / Chen, Z.-R. (2000): Lot-Streaming with variable Transfer Batches for a single Job in a Flow Shop, in: Asia Pacific Decision Sciences Institute, S. 1–6.
- Low, C. / Hsu, C.-M. / Huang, K.-I. (2004): Benefits of Lot Splitting in Job-Shop Scheduling, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, Vol. 24, S. 773–780.
- Luke, S. (2013): Essentials in Metaheuristics, 2. Aufl., online unter http://www.sau.ac.in/~vivek/ai_new/Luke_Essentials.pdf, abgerufen am 11.04.2014.
- Marimuthu, S. / Ponnambalam, S. (2005): Heuristic Search Algorithms for Lot Streaming in a Two-Machine Flowshop, in: International Journal of Advanced Manufacturing Technologies, Vol. 27, S. 174–180.
- Michalewicz, Z. (1996): Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs, 3. Aufl., Berlin/Heidelberg.
- Mitchell, M. (1998): An Introduction to Genetic Algorithms, Cambridge.
- Mitchell, M. / Forrest, S. / Holland, J. H. (1992): The royal road for Genetic Algorithms: Fitness Landscapes and GA Performance, in: Proceedings of the First European Conference on Artificial Life, S. 245–254.
- Mladenovic, N. / Hansen, P. (1997): Variable Neighborhood Search, in: Computers & Operations Research, Vol. 24, No. 11, S. 1097 – 1100.
- Mokhtari, G. / Kianfar, F. (2007): Simultaneous Due Date Assignment and Lot Sizing with uncertain Flow Times, in: IJE Transactions A: Basics, Vol. 20, No. 3, S. 263–280.
- Murata, T. / Ishibuchi, H. / Tanaka, H. (1996): Genetic Algorithms for Flowshop Scheduling Problems, in: Computers & Industrial Engineering, Vol. 30, No. 4, S. 1061–1071.

- Nagano, M. / Ruiz, R. / Lorena, L. (2008): A constructive Genetic Algorithm for Permutation Flowshop Scheduling, in: Computers & Industrial Engineering, Vol. 55, S. 195–207.
- Neumann, K. / Morlock, M. (2002): Operations Research, 2. Aufl., Wien.
- Pan, Q.-K. / Ruiz, R. (2012): An Estimation of Distribution Algorithm for Lot-Streaming Flow Shop Problems with Setup Times, in: Omega, Vol. 40, S. 166–180.
- Pan, Q.-K. / Wang, L. / Gao, L. / Li, J. (2010): An effective shuffled Frog-leaping Algorithm for Lot Streaming Flow Shop Scheduling Problem, in: International Journal of advanced Manufacturing Technology, (Online Publikation), S. 1–15.
- Panwalkar, S. S. / Iskander, W. (1977): A Survey of Scheduling Rules, in: Operations Research, Vol. 25, No. 1, S. 45–61.
- Pérez-Gonzales, P. (2009): Common Due Date Setting in Permutation Flow Shops: Analysis of Problems and Solution Procedures (DISS.), Seville.
- Pérez-Gonzalez, P. / Framinan, J. / Gonzalez-R, P. / Blanco, J. / Usano, R. (2009): Flowshop Scheduling Problems with Due Date related Objectives: a Review of the Literature, in: 3rd International Conference on Industrial Engineering and Industrial Management, S. 1488–1497.
- Pérez-Gonzalez, P. / Framinan, J. (2010): Setting a common Due Date in a constrained Flowshop: a variable Neighbourhood Search Approach, in: Computers & Operations Research, Vol. 37, S. 1740–1748.
- Picek, S. / Golub, M. / Jakobovic, D. (2011): Evaluation of Crossover Operator Performance in Genetic Algorithms with binary Representation, in: ICIC'11 Proceedings of the 7th international Conference on intelligent Computing: bio-inspired Computing and Applications, S. 223–230.
- Pinedo, M. (2005): Planning and Scheduling in Manufacturing and Services, New York.
- Potts, C. N. / Baker, K. R. (1989): Flow Shop Scheduling with Lot Streaming, in: Operations Research Letters, Vol. 8, S. 297–303.

- Potts, C. N. / Kovalyov, M. Y. (2000): Scheduling with Batching: a Review, in: European Journal of Operational Research, Vol. 120, S. 228–249.
- Potts, C. N. / van Wassenhove, L. N. (1982): A Decomposition Algorithm for the Single Machine Total Tardiness Problem, in: Operations Research Letters, Vol. 1, No. 5, S. 177–181.
- Potts, C. N. / van Wassenhove, L. N. (1992): Integrating Scheduling with Batching and Lot-Sizing: a Review of Algorithms and Complexity, in: Journal of the Operations Research Society, Vol. 43, No. 5, S. 395–406.
- Ramasesh, R. V. / Fong, D. K. H. / Fu, H. / Hayya, J. C. (2000): Lot Streaming in Multistage Production Systems, in: International Journal of Production Economics, Vol. 66, S. 199–211.
- Reeves, C. (2003): Genetic Algorithms, in: Glover, F. / Kochenberger, G. A. (Hrsg.): Handbook of Metaheuristics, Dordrecht, S. 55–82.
- Reiter, S. (1966): A System for managing Job-Shop Production, in: The Journal of Business of the University of Chicago, Vol. 39, No. 3, S. 371–393.
- Robert, A. / Le Pape, C. (2006): Lot Streaming and Pegging to build good and plan-consistent Schedules, in: 12th IFAC Symposium on Information Control Problems in Manufacturing, Vol. 12, No. 1, S. 703–708.
- Ruiz, R. / Maroto, C. / Alcaraz, J. (2006): Two new robust Genetic Algorithms for the Flowshop Scheduling Problem, in: The international Journal of Management Science, Vol. 34, S. 461–476.
- Safe, M. / Carballido, J. / Ponzoni, I. / Brignole, N. (2004): On Stopping Criteria for Genetic Algorithms, in: Bazzan, A. L. C. / Labidi, S. (Hrsg.): Advances in Artificial Intelligence – SBIA 2004: 17th Brazilian Symposium on Artificial Intelligence, Lecture Notes in Artificial Intelligence, Berlin u. a., S. 405–413.
- Sarin, S. C. / Jaiprakash, P. (2007): Flow Shop Lot Streaming, New York.

- Sassani, F. (1990): A Simulation Study on Performance Improvement of Group Technology Cells, in: International Journal of Production Research, Vol. 28, No. 2, S. 293–300.
- Schöning, U. (2011): Algorithmik, 2. Aufl., Heidelberg.
- Sen, A. / Benli, Ö. S. (1999): Lot Streaming in Open Shops, in: Operations Research Letters, Vol. 23, S. 135–142.
- Sen, A. / Topaloglu, E. / Benli, Ö. S. (1998): Optimal Streaming of a single Job in a Two-Stage Flow Shop, in: European Journal of Operational Research, Vol. 110, S. 42–62.
- Sen, T. / Dileepan, P. / Gupta, J. (1989): The Two-Machine Flowshop Scheduling Problem with Total Tardiness, in: Computers & Operations Research, Vol. 16, No. 4, S. 333–340.
- Spears, W. M. (1995): Adapting Crossover in evolutionary Algorithms, in: Proceedings of the fourth annual Conference on evolutionary Programming.
- Sridhar, J. / Rajendran, C. (1996): Scheduling in Flowshop and Cellular Manufacturing Systems with multiple Objectives – a Genetic Algorithmic Approach, in: Production Planning and Control: The Management of Operations, Vol. 7, No. 4, S. 374–382.
- Sriskandarajah, C. / Wagneur, E. (1999): Lot Streaming and Scheduling multiple Products in Two-Machine No-wait Flowshops, in: IIE Transactions, Vol. 31, S. 695–707.
- Stafford, E. (1988): On the Development of a Mixed-Integer Linear Programming Model for the Flowshop Sequencing Problem, in: Journal of Operational Research Society, Vol. 39, No. 12, S. 1163–1174.
- Szendrovits, A. Z. (1975): Manufacturing Cycle Time Determination for a Multi-Stage Economic Production Quantity Model, in: Management Science, Vol. 22, No. 3, S. 298–308.

- Thiagarajan, S. / Rajendran, C. (2003): Scheduling in dynamic Assembly Job-Shops with Jobs having different Holding and Tardiness Costs, in: International Journal of Production Research, Vol. 41, No. 18, S. 4453–4486.
- Thiagarajan, S. / Rajendran, C. (2005): Scheduling in dynamic Assembly Job-Shops to minimize the Sum of weighted Earliness, weighted Tardiness and weighted Flowtime of Jobs, in: Computers & Industrial Engineering, Vol. 49, S. 463–503.
- Trietsch, D. / Baker, K. R. (1993): Basic Techniques for Lot Streaming, in: Operations Research, Vol. 41, No. 6, S. 1065–1076.
- Tseng, C.-T. / Liao, C.-J. (2008): A discrete Particle Swarm Optimization for Lot-Streaming Flowshop Scheduling Problem, in: European Journal of Operational Research, Vol. 191, No. 2, S. 360–373.
- Vallada, E. / Ruiz, R. (2010): Genetic Algorithms with path relinking for the minimum Tardiness permutation Flowshop Problem, in: Omega, Vol. 38, No. 1, S. 57–67.
- Vickson, R. G. (1995): Optimal Lot Streaming for multiple Products in a two-machine Flow Shop, in: European Journal of Operational Research, Vol. 85, S. 556–575.
- Vickson, R. G. / Alfredsson, B. E. (1992): Two- and Three-Machine Flow Shop Scheduling Problems with equal sized Transfer Batches, in: International Journal of Production Research, Vol. 30, No. 7, S. 1551–1574.
- Vrajitoru, D. (1998): Crossover Improvement for the Genetic Algorithm In Information Retrieval, in: Information Processing and Management, Vol. 34, No. 4, S. 405–415.
- Wagner, B. J. / Ragatz, G. L. (1994): The impact of Lot Splitting on Due Date Performance, in: Journal of Operations Management, Vol. 12, S. 13–25.
- Wagneur, E. (2001): Lotstreaming in No-wait Flowshops with one Machine never idle, in: Proceedings of the 2001 IEEE International Conference on Control Applications, S. 744–749.

Yoon, S.-H. / Ventura, J. A. (2002a): Minimizing the mean weighted absolute Deviation from Due Dates in Lot Streaming Flow Shop Scheduling, in: Computers & Operations Research, Vol. 29, S. 1301–1315.

Yoon, S.-H. / Ventura, J. A. (2002b): An Application of Genetic Algorithms to Lot-Streaming Flow Shop Scheduling, in: IIE Transactions, Vol. 34, S. 779–787.

Zelewski, S. / Hohmann, S. / Hügens, T. (2008): Produktionsplanungs- und steuerungssysteme - Konzepte und exemplarische Implementierungen mithilfe von SAP R/3, München.

Zimmermann, H.-J. (2008): Operations Research: Methoden und Modelle, 2. Aufl., Wiesbaden.

Lebenslauf

Der Lebenslauf ist in der Online-Version aus Gründen des Datenschutzes nicht enthalten.

